

TUGAS AKHIR - KS 141501

**PERAMALAN DATA INTERMITEN
MENGUNAKAN METODE CROSTON**

***INTERMITTENT DATA FORECASTING USING
CROSTON METHOD***

NURUL LAILATUS SA'ADAH
NRP 0521 14 40000 059

Dosen Pembimbing
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - KS 141501

PERAMALAN DATA INTERMITEN MENGUNAKAN METODE CROSTON

NURUL LAILATUS SA'ADAH
NRP 05211440000059

Dosen Pembimbing
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

FINAL PROJECT - KS 141501

INTERMITTENT DATA FORECASTING USING CROSTON METHOD

NURUL LAILATUS SA'ADAH
NRP 05211440000059

Supervisors
Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

INFORMATION SYSTEMS DEPARTMENT
Faculty of Information Technology and Communication
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2018

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN DATA INTERMITEN MENGUNAKAN METODE CROSTON

TUGAS AKHIR


Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada
Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

NURUL LAILATUS SA'ADAH
NRP 05211440000059

Surabaya, 19 Juli 2018

**KEPALA
DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI**



Dr. Ir. Aris Tjahyanto, M.Kom.
NIP. 196503101991021001

LEMBAR PERSETUJUAN

PERAMALAN DATA INTERMITEN MENGUNAKAN METODE CROSTON

TUGAS AKHIR

Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada
Departemen Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

NURUL LAILATUS SA'ADAH

NRP 05211440000059

Disetujui Tim Penguji : Tanggal Ujian : 13 Juli 2018
Periode Wisuda : September 2018

Wiwik Anggraeni, S.Si., M. Kom.


(Pembimbing I)

Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T.


(Penguji I)

Faizal Mahananto, S.Kom., MEng., Ph.D.


(Penguji II)

PERAMALAN DATA INTERMITEN MENGGUNAKAN METODE CROSTON

Nama Mahasiswa : Nurul Lailatus Sa'adah
NRP : 05211440000059
Departemen : SISTEM INFORMASI FTIK-ITS
Dosen Pembimbing : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom

ABSTRAK

Peramalan penting untuk dilakukan agar dapat membantu memperkirakan nilai yang akan muncul di masa yang akan datang dan dapat membantu pengambilan keputusan berdasarkan hasil nilai peramalan. Namun, data yang digunakan sebagai input dalam sistem peramalan tidak selalu bagus, data untuk peramalan bisa saja bersifat intermiten. Sulit untuk meramalkan data intermiten karena biasanya terdapat proporsi yang signifikan dari nilai nol, dengan campuran nilai tidak nol yang tersebar tak menentu. Data intermiten tidak dapat diselesaikan dengan metode deret waktu konvensional sehingga dibutuhkan pengembangan metode-metode tertentu untuk menyelesaikan masalah data intermiten.

Tugas akhir ini menunjukkan implementasi metode Croston konvensional dan modifikasi dengan menggabungkan metode Bootstrap untuk menyelesaikan peramalan data intermiten yang terdapat pada data curah hujan dengan proporsi nilai nol sebanyak 34,3%. Metode Croston dinilai unggul karena tetap menghasilkan performa yang baik meskipun lebih sederhana dan lebih sedikit komputasi yang dibutuhkan dibandingkan metode lainnya.

Hasil dari penelitian tugas akhir ini difokuskan pada nilai peramalan untuk satu tahun ke depan dan akan diukur tingkat akurasi untuk mengetahui ketepatan hasil peramalan. Hasil uji coba yang dilakukan menunjukkan bahwa penggunaan Bootstrap dapat memengaruhi hasil

peramalan dan tingkat akurasi peramalan. Berdasarkan perhitungan tingkat akurasi menggunakan MAD, MSE, dan SMAPE, tingkat akurasi tertinggi ditunjukkan oleh peramalan menggunakan metode Bootstrap + Croston modified dengan pembagian data training dan data testing sebanyak 70:30. Peramalan menghasilkan nilai MAD sebesar 0.9615, nilai MSE sebesar 20.1445, dan nilai SMAPE sebesar 9.32%. Metode ini dapat memberikan akurasi yang lebih tinggi karena metode ini dapat mengikuti pola musiman yang dimiliki oleh data curah hujan.

Kata kunci : Peramalan, Data Intermiten, Metode Croston, Akurasi.

INTERMITTENT DATA FORECASTING USING CROSTON METHOD

Name : Nurul Lailatus Sa'adah
NRP : 05211440000059
Departement : SISTEM INFORMASI FTIK-ITS
Supervisor : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom

ABSTRACT

Forecasting is important to do in order to help predict the value that will appear in the future and can help the results of decisions based on the value of forecasting. However, data that as inputs in forecasting systems are not always good, data for forecasting may be intermittent. It is difficult to forecast intermittent data because there is usually a significant difference from a zero value, with a mixture of non-zero scattered values erratically. Intermittent data can not be solved by conventional time series method so that it takes development of certain methods to solve intermittent data problem.

This final project shows the implementation of conventional Croston method and modification by combining Bootstrap method to solve intermittent data forecasting in rainfall data with the proportion of zero value of 34.3%. The Croston method is considered superior because it still produces good performance although it is simpler and requires less computation than other methods.

The result of this final research is focused on forecasting value for one year ahead and will be measured accuracy level to know the accuracy of forecasting result. The results of the experiments performed show that the use of Bootstrap can affect the forecasting results and the level of accuracy of forecasting. Based on the accuracy level calculation using MAD, MSE, and SMAPE, the highest accuracy value is shown by forecasting using Bootstrap +

Croston modified method with 70:30 training data and testing data division. Forecasting yields a MAD value of 0.9615, a MSE value of 20.1445, and a SMAPE value of 9.32%. This method can provide higher accuracy because this method can follow the seasonal pattern shown by rainfall data.

Keywords: Forecasting, Intermittent Data, Croston Method, Accuration.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Allah SWT atas segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul “**PERAMALAN DATA INTERMITEN MENGGUNAKAN METODE CROSTON**” yang merupakan salah satu syarat untuk kelulusan pada Departemen Sistem Informasi Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Selama melaksanakan Tugas Akhir ini, penulis menemukan banyak pihak yang telah mendukung, memberi motivasi, memberikan saran, dan membantu secara moril maupun materiil demi tercapainya tujuan pembuatan Tugas Akhir ini. Atas bantuan yang telah diberikan, secara khusus penulis menyampaikan terima kasih sebanyak-banyaknya kepada:

1. Orang tua penulis, Ibu Lilik Nur Jannah, yang senantiasa memberikan motivasi yang luar biasa, mendoakan kelancaran dan kesuksesan serta mendukung dalam pengerjaan Tugas Akhir ini.
2. Kakak penulis, Muhammad Saidul Hulam dan Rohmatus Nainiah, serta keluarga yang telah memberikan semangat, keyakinan, serta doa sehingga penulis mampu menyelesaikan Tugas Akhir ini.
3. Ibu Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom. selaku dosen pembimbing yang telah dengan sabar meluangkan waktunya demi memberikan ilmu, arahan, dan bimbingan selama pengerjaan Tugas Akhir hingga penyusunan laporan.
4. Ibu Erma Suryani, S.T., M.T., Ph.D. selaku dosen wali penulis yang selalu memberikan motivasi, wejangan, dukungan dan saran selama penulis menempuh pendidikan S1 di Sistem Informasi ITS.

5. Bapak Edwin Riksakomara, S.Kom., M.T. dan Bapak Faizal Mahananto, S.Kom., M.Eng., Ph.D. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran serta masukan yang membangun selama Tugas Akhir ini.
6. Seluruh dosen pengajar, staf, dan karyawan di Departemen Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, ITS Surabaya yang telah membagikan ilmu dan pengalamannya serta menjadikan suasana belajar yang nyaman kepada penulis selama menempuh pendidikan S1.
7. Sahabat-sahabat yang telah saling mendukung, memberikan motivasi dan semangat, serta menemani penulis menjalani suka duka kehidupan kampus hingga dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini, Riris Eka Prasetyawati, Zulaikah Effendi, dan Umi Ridhoi.
8. Teman-teman OSIRIS serta anggota Lab Rekayasa Data dan Intelegensi Bisnis (RDIB) atas segala bantuan yang telah diberikan selama penulis berkuliah di Departemen Sistem Informasi.
9. Serta semua pihak yang telah membantu dalam pengerjaan Tugas Akhir ini yang belum mampu penulis sebutkan diatas.

Terima kasih atas segala bantuan, dukungan, serta doa yang diberikan. Semoga Allah SWT senantiasa memberikan kesehatan, keselamatan, karunia dan nikmat-Nya.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih belum sempurna dan memiliki banyak kekurangan. Oleh karena itu, penulis memohon maaf atas segala kesalahan yang penulis lakukan dalam buku Tugas Akhir ini. Selain itu, penulis juga membuka pintu selebar-lebarnya untuk segala kritik dan saran yang ingin disampaikan terkait dengan Tugas Akhir ini. Pun jika ada penelitian selanjutnya yang ingin

menyempurnakan Tugas Akhir ini. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi seluruh pembaca.

Surabaya, Juli 2018

Penulis

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

ABSTRAK	i
ABSTRACT	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar belakang	1
1.2. Rumusan permasalahan	3
1.3. Batasan permasalahan	3
1.4. Tujuan	3
1.5. Manfaat	4
1.6. Relevansi	4
1.7. Sistematika penulisan	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Studi sebelumnya	7
2.2. Dasar teori	11
2.2.1. Data Intermiten	11
2.2.2. Konsep Umum Peramalan	12
2.2.3. Metode Croston	14
2.2.4. Akurasi Peramalan	14
2.2.5. Double Exponential Smoothing Holt	17
2.2.6. Triple Exponential Smoothing (Holt Winter)	17
2.2.7. Bootstrap	19
BAB III METODOLOGI	21
3.1. Tahap pelaksanaan tugas akhir	21
3.1.1. Identifikasi Masalah	22
3.1.2. Studi Literatur	22
3.1.3. Penentuan Model dari Literatur	22
3.1.4. Persiapan Data	23
3.1.5. Pengisian Data Nol (Bootstrap)	23
3.1.6. Peramalan Data	23
3.1.7. Pengukuran Akurasi	24
3.1.8. Pemilihan Parameter Smoothing	24
3.1.9. Analisa Hasil dan Penarikan Kesimpulan	24

3.1.10. Penyusunan Laporan Tugas Akhir	25
BAB IV PERANCANGAN	27
4.1. Pengumpulan Data.....	27
4.2. Persiapan Data	27
4.3. Perancangan Model	28
4.4. Peramalan Data.....	30
BAB V IMPLEMENTASI	31
5.1. Pengisian Nilai Nol.....	31
5.2. Pemodelan Croston.....	35
5.3. Pemodelan Bootstrap + Croston	37
5.4. Pemodelan Croston Modified	39
5.5. Pemodelan Bootstrap + Croston Modified	43
5.6. Tingkat Akurasi Model.....	47
BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN	49
6.1. Hasil Uji Coba Model Croston	49
6.2. Hasil Uji Coba Model Bootstrap + Croston	50
6.3. Hasil Uji Coba Model Croston Modified	52
6.4. Hasil Uji Coba Model Bootstrap + Croston Modified	53
6.5. Peramalan Periode Mendatang	55
6.6. Tingkat Akurasi Peramalan	57
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN	59
7.1 Kesimpulan	59
7.2 Saran	60
DAFTAR PUSTAKA.....	61
BIODATA PENULIS.....	63
LAMPIRAN A	65
LAMPIRAN B.....	67
LAMPIRAN C.....	69
LAMPIRAN D	71
LAMPIRAN E.....	73
LAMPIRAN F.....	75
LAMPIRAN G	77
LAMPIRAN H	79
LAMPIRAN I.....	81
LAMPIRAN J.....	83
LAMPIRAN K	85

LAMPIRAN L	87
LAMPIRAN M	89
LAMPIRAN N	91
LAMPIRAN O	93

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Perbandingan Holt Winter Additive dan Multiplicative	18
Gambar 3.1 Alur Pengerjaan	21
Gambar 4.1 Grafik Data Curah Hujan.....	28
Gambar 4.2 Grafik Data Pelatihan Curah Hujan	29
Gambar 4.3 Grafik Data Pengujian Curah Hujan	29
Gambar 5.1 Script Pengisian Data Nol Menggunakan Library MICE	32
Gambar 5.2 Contoh Isi Data Input Library MICE.....	33
Gambar 5.3 Contoh Isi Data Output Package MICE.....	34
Gambar 5.4 Perbandingan data actual dan data hasil Bootstrap	35
Gambar 5.5 Solver Parameter Peramalan Croston	36
Gambar 5.6 Solver Parameter Peramalan Bootstrap + Croston.....	38
Gambar 6.1 Grafik Perbandingan Data Testing dan Hasil Peramalan Model Croston.....	49
Gambar 6.2 Grafik Perbandingan Data Testing, Hasil Bootstrap, dan Hasil Peramalan Model Bootstrap + Croston	51
Gambar 6.3 Grafik Perbandingan Data Testing dan Hasil Peramalan Model Croston Modified	52
Gambar 6.4 Grafik Perbandingan Data Testing, Hasil Bootstrap, dan Hasil Peramalan Model Bootstrap + Croston Modified	54
Gambar 6.5 Grafik Hasil Peramalan Tahun 2018 Menggunakan Metode Croston	55
Gambar 6.6 Grafik Hasil Peramalan Tahun 2018 Menggunakan Metode Bootstrap + Croston	56
Gambar 6.7 Grafik Hasil Peramalan Tahun 2018 Menggunakan Metode Croston Modified	56
Gambar 6.8 Grafik Hasil Peramalan Tahun 2018 Menggunakan Metode Bootstrap + Croston Modified.....	57

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1 Bidang-bidang keilmuan Laboratorium RDIB	4
Tabel 2.1 Penelitian Sebelumnya 1	7
Tabel 2.2 Penelitian Sebelumnya 2	8
Tabel 2.3 Penelitian Sebelumnya 3	10
Tabel 5.1 Panjang Gap Data Nol Pada Data Curah Hujan Padang Pariaman.....	31
Tabel 5.2 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Training Metode Croston	37
Tabel 5.3 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Training Metode Bootstrap + Croston.....	39
Tabel 5.4 Nilai Inisiasi Pemodelan Bootstrap + Croston Modified.	40
Tabel 5.5 Percobaan Trial and Error Parameter Smoothing Pada Data Training Metode Croston Modified.....	41
Tabel 5.6 Percobaan Trial and Error Parameter Smoothing Pada Data Testing Metode Croston Modified	41
Tabel 5.7 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Testing Metode Croston Modified	43
Tabel 5.8 Nilai Inisiasi Pemodelan Bootstrap + Croston Modified.	44
Tabel 5.9 Percobaan Trial and Error Parameter Smoothing Pada Data Training Metode Bootstrap + Croston Modified	45
Tabel 5.10 Percobaan Trial and Error Parameter Smoothing Pada Data Testing Metode Bootstrap + Croston Modified	46
Tabel 5.11 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Testing Metode Bootstrap + Croston Modified.....	47
Tabel 5.12 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Training	47
Tabel 6.1 Perbandingan Hasil Uji Coba Model Croston	50
Tabel 6.2 Perbandingan Hasil Uji Coba Model Bootstrap + Croston	52
Tabel 6.3 Model Croston Modified	53
Tabel 6.4 Perbandingan Hasil Uji Coba Model Croston Modified .	53
Tabel 6.5 Model Bootstrap + Croston Modified	54
Tabel 6.6 Perbandingan Hasil Uji Coba Model Bootstrap + Croston Modified.....	55
Tabel 6.7 Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan Tahun 2018 ..	58

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB I

PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang Gambaran secara umum tugas akhir yang disusun. Gambaran tersebut meliputi latar belakang masalah mengapa tugas akhir ini disusun, perumusan masalah yang akan diselesaikan, batasan tugas akhir, tujuan tugas akhir, serta manfaat yang ditimbulkan oleh tugas akhir yang disusun. Selain itu akan dijelaskan relevansi tugas akhir dengan bidang keilmuan serta pengaplikasiannya dalam kehidupan sehari-hari.

1.1. Latar belakang

Peramalan merupakan sesuatu yang penting dan banyak dibutuhkan oleh berbagai macam sektor, baik untuk kebutuhan individu, institusi, perusahaan, maupun pemerintahan. Peramalan penting untuk dilakukan agar dapat membantu memperkirakan nilai yang akan muncul di masa yang akan datang dan dapat membantu pengambilan keputusan berdasarkan hasil nilai peramalan. Namun, data yang digunakan sebagai input dalam sistem peramalan tidak selalu bagus, data untuk peramalan bisa saja bersifat intermiten.

Intermittent data juga dikenal sebagai data sporadis muncul saat data mengalami beberapa periode dengan nilai nol. Sulit untuk meramalkan intermittent data karena biasanya terdapat proporsi yang signifikan dari nilai nol, dengan campuran nilai tidak nol yang tersebar tak menentu [1]. Ketika nilai terjadi, maka nilai kuantitasnya akan menjadi sangat tinggi [2]. Intermittent data sering dialami di industri seperti data permintaan di bidang otomotif, pertahanan, manufaktur, juga dialami dalam bidang biological seperti data aliran sungai, curah hujan, dan lain sebagainya.

Dalam konteks curah hujan, peramalan menjadi penting dan relevan mengingat beda intensitas yang sangat besar antara musim kemarau dan musim penghujan di suatu

wilayah tertentu [3]. Dengan demikian, analisis menghadapi permasalahan yang lebih rumit selain memperkirakan berapa intensitas pada periode berikutnya, juga harus memperkirakan kapan hujan berikutnya akan terjadi. Informasi peramalan curah hujan akan sangat berguna terutama bagi petani dalam mengantisipasi kemungkinan terjadinya peristiwa-peristiwa ekstrem yang tidak diinginkan, seperti kekeringan dan banjir, yang berakibat kegagalan dalam proses produksi [4].

Penelitian sebelumnya yang telah dilakukan memunculkan banyak metode untuk menyelesaikan permasalahan intermitent data. Seperti penelitian yang dilakukan Syntetos dkk [1] pada tahun 2015 membandingkan metode croston dan SBA (Syntetos- Boylan Approximation); juga ada Willemain dkk [6] pada tahun 2004 yang membandingkan metode exponential smoothing, metode croston, dan bootstrap; dan Nikolaos [7] pada tahun 2014 membandingkan antara metode croston, SBA (Syntetos-Boylan Approximation), TSB (Teunter-Syntetos-Babai) method, dan single exponential smoothing.

Metode simple exponential smoothing sendiri merupakan metode peramalan pertama yang diaplikasikan pada data intermiten. Namun menurut Croston [8], metode simple exponential smoothing tidak cocok digunakan untuk data intermiten karena terdapat bias dalam hasil ramalan pada periode setelah data nol muncul. Salah satu pengembangan metode simple exponential smoothing adalah metode croston. Metode croston dinilai unggul karena tetap menghasilkan performa yang baik meskipun lebih sederhana dan lebih sedikit komputasi yang dibutuhkan dibandingkan metode lainnya, penting bila peramalan harus dilakukan pada data dalam jumlah yang sangat besar [1].

Oleh karena itu, tugas akhir ini mengusulkan penggunaan metode croston untuk menyelesaikan data intermiten. Tujuannya adalah untuk melihat hasil nilai peramalan pada beberapa periode ke depan dan untuk menghitung tingkat akurasi yang menunjukkan ketepatan hasil

peramalan terhadap data aktual yang ada, sehingga dapat membantu instansi atau perusahaan dalam pengambilan keputusan terkait peramalan pada data intermiten.

1.2. Rumusan permasalahan

Berdasarkan latar belakang di atas, berikut adalah rumusan masalah berupa pertanyaan-pertanyaan yang akan terjawab dengan adanya tugas akhir ini.

1. Bagaimana model terbaik dari metode croston dapat meramalkan data intermiten?
2. Bagaimana hasil peramalan untuk data intermiten menggunakan metode croston?
3. Bagaimana tingkat akurasi peramalan data intermiten menggunakan metode croston?

1.3. Batasan permasalahan

Dari permasalahan yang disebutkan di atas, batasan masalah dalam tugas akhir ini adalah:

1. Sumber data yang digunakan berasal dari Pusat Data Online BMKG dan berfokus pada kabupaten Padang Pariaman propinsi Sumatera Barat.
2. Data yang digunakan adalah data curah hujan selama 18 tahun terakhir, dari 1 Januari 2000 hingga 31 Desember 2017, dengan bentuk data harian, yang memiliki proporsi nilai nol lebih dari 25%.
3. Peramalan data intermiten pada tugas akhir ini menggunakan metode croston.

1.4. Tujuan

Dari permasalahan yang disebutkan sebelumnya, tujuan yang ingin dicapai dalam tugas akhir ini adalah:

1. Mengetahui model terbaik dari metode croston dapat meramalkan data intermiten
2. Mengetahui hasil peramalan untuk data intermiten menggunakan metode croston.
3. Mengetahui tingkat akurasi peramalan data intermiten menggunakan metode croston.

1.5. Manfaat

Manfaat yang diberikan dengan adanya tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat memberikan pemahaman dan pengetahuan lebih mengenai penggunaan peramalan data terutama metode Croston untuk meramalkan data intermiten.
2. Dapat memberikan sumbangan pemikiran agar dapat memudahkan dalam pengambilan keputusan terkait peramalan data intermiten.
3. Dapat digunakan sebagai acuan dalam penelitian selanjutnya mengenai topik yang terkait.

1.6. Relevansi

Tugas akhir ini disusun untuk memenuhi syarat kelulusan tahap sarjana. Tugas akhir ini disusun sebagai bentuk implementasi disiplin ilmu yang telah didapatkan selama pendidikan perkuliahan di Jurusan Sistem Informasi ITS. Topik yang diangkat dalam penelitian tugas akhir adalah teknik peramalan yang memiliki relevansi dengan mata kuliah yang dipelajari sebelumnya yaitu Teknik Peramalan. Penelitian tugas akhir ini termasuk dalam bidang keilmuan Business Analytic pada laboratorium Rekayasa Data dan Intelegensi Bisnis (RDIB).

Tabel 1.1 Bidang-bidang keilmuan Laboratorium RDIB

Computerized Decision Support	Decision Support System
	System Modelling and Analysis
Data Management	Database and Database Management System (DBMS)
	Extraction Transformation, and Load (ETL) System
	Data Warehouse (DW)
	Real-time DW

	Data Mart
Business Analytic	Optimizations
	Data/Web/Text Mining
	Web Analytic
	Forecast
Knowledge Management	Knowledge Management System
	Expert Locating System
	Ontology
Intelligent Systems	Expert System
	Artificial Neural Network
	Fuzzy Logic
	Genetic Algorithm
	Intelligent Agent
	Automated Decision System

1.7. Sistematika penulisan

Sistematika Penulisan Laporan Tugas Akhir mencakup:

a. Bab I Pendahuluan

Bab ini menjelaskan mengenai latar belakang, rumusan dan batasan masalah, tujuan dan manfaat pengerjaan tugas akhir ini.

b. Bab II Tinjauan Pustaka dan Dasar Teori

Dijelaskan mengenai penelitian-penelitian serupa yang telah dilakukan serta teori – teori yang menunjang permasalahan yang dibahas pada tugas akhir ini.

c. Bab III Metodologi

Bab ini menjelaskan mengenai tahapan – tahapan apa saja yang harus dilakukan dalam pengerjaan tugas akhir.

d. Bab IV Perancangan

Bab ini berisi tentang bagaimana rancangan yang akan digunakan untuk implementasi metode yang digunakan.

e. **Bab V Implementasi**

Bab yang berisi tentang setiap langkah yang dilakukan dalam implementasi metodologi yang digunakan dalam tugas akhir.

f. **Bab VI Analisis Hasil dan Pembahasan**

Bab yang berisi tentang analisis dan pembahasan dalam penyelesaian permasalahan yang dibahas pada pengerjaan tugas akhir.

g. **Bab VII Kesimpulan dan Saran**

Berisi tentang kesimpulan dan saran yang ditujukan untuk kelengkapan penyempurnaan tugas akhir ini.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai penelitian terdahulu yang menggunakan teknik serupa serta dasar teori yang digunakan dalam tugas akhir ini.

2.1. Studi sebelumnya

Beberapa penelitian terdahulu yang terkait dengan tugas akhir ini tersaji dalam Tabel 2.1 sampai Tabel 2.3.

Tabel 2.1 Penelitian Sebelumnya 1

Judul Paper	<i>A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories</i> [6]
Penulis; Tahun	Willemain, Thomas R., Charles N. Smart, and Henry F. Schwarz; 2004
Deskripsi Umum Penelitian	<p>Pada penelitian ini meramalkan distribusi kumulatif dari permintaan selama lead time yang tetap menggunakan tipe baru dari bootstrap, kemudian membandingkannya dengan metode <i>exponential smoothing</i> dan Croston. Penelitian ini juga mengadaptasi probabilitas transformasi integral untuk menghasilkan ukuran akurasi yang sesuai untuk data intermiten.</p> <p>Data yang digunakan merupakan data dari sembilan perusahaan industri yang terdiri dari lebih dari 28000 item inventaris dengan data bulanan. Terdapat juga beberapa nilai negatif yang menunjukkan item yang dikembalikan,</p>

	<p>sehingga perlu diubah menjadi nol.</p> <p>Metode Croston, dapat memberikan perkiraan tingkat permintaan rata-rata yang lebih akurat pada saat permintaan terjadi, tetapi tidak memberikan perbaikan menyeluruh pada exponential smoothing saat tugas tersebut meramalkan keseluruhan distribusi LTD. Sedangkan, bootstrap melakukan yang lebih baik daripada exponential smoothing, terutama untuk lead time yang pendek.</p>
Keterkaitan Penelitian	<p>Penggunaan metode Croston untuk meramalkan data intermiten juga akan dilakukan pada tugas akhir ini. Metode Croston dipilih karena bisa memberikan perkiraan nilai yang lebih akurat.</p>

Tabel 2.2 Penelitian Sebelumnya 2

Judul Paper	<i>On Intermittent Demand Model Optimisation and Selection</i> [7]
Penulis; Tahun	Nikolaos Kourentzes; 2014
Deskripsi Umum Penelitian	<p>Paper ini menginvestigasi perbedaan alternatif yang digunakan untuk mengoptimalkan metode <i>intermittent demand</i>, yaitu menggunakan <i>Croston's method</i>, <i>SBA (Syntetos-Boylan Approximation)</i>, <i>TSB (Teunter-Syntetos-Babai) method</i>, dan <i>single exponential smoothing</i>. Selain itu dalam paper</p>

	<p>ini juga mengeksplorasi beberapa pilihan untuk menyeleksi model yang sesuai agar dapat mengecilkan nilai error untuk intermittent demand.</p> <p><i>Cost function</i> yang digunakan di dalam paper ini yaitu MSE (<i>Mean Squared Error</i>), MAE (<i>Mean Absolute Error</i>), PIS (<i>Periode In Stock</i>), dan terdapat dua temuan <i>cost function</i> yang didasarkan pada <i>rate error</i> yaitu, MSR (<i>Mean Squared Rate</i>), dan MAR (<i>Mean Absolute Rate</i>). <i>Cost function</i> digunakan dalam optimasi untuk mengukur model dari suatu data aktual dan sering didasarkan pada beberapa error metric.</p> <p>Percobaan yang berbeda dilakukan pada 3000 rangkaian suku cadang otomotif secara real time. Setiap deret waktu adalah 24 bulan. Hasilnya, untuk kedua metode CRO dan SBA yang mengoptimalkan <i>non-zero demand</i> dan <i>inter-demand interval</i> secara terpisah, dinilai bermanfaat. Penemuan ini diverifikasi dengan menggunakan akurasi dan <i>inventory metric</i> di luar sampel.</p> <p>Meskipun paper ini memberikan pengetahuan untuk optimalisasi metode permintaan intermiten, namun tidak memberikan saran yang jelas mengenai</p>
--	---

	<p>pemilihan model, karena tidak ada pendekatan superior yang diidentifikasi. Dibutuhkan metodologi seleksi model yang kuat dan valid untuk mampu mengungguli metode Croston dan turunannya, serta mengatasi keterbatasannya.</p>
Keterkaitan Penelitian	<p>Peramalan data intermiten menggunakan metode Croston juga akan dilakukan pada tugas akhir ini. Kemudian akan dilakukan verifikasi dengan menilai tingkat akurasi error pada data peramalan menggunakan <i>cost function</i> MSE dan MAE seperti yang ada pada penelitian sebelumnya.</p>

Tabel 2.3 Penelitian Sebelumnya 3

Judul Paper	<p><i>Forecasting Intermittent Inventory Demands: Simple Parametric Methods vs. Bootstrapping</i> [1]</p>
Penulis; Tahun	<p>Syntetos, A.A., Babai, M.Z. and Gardner Jr, E.S.; 2015</p>
Deskripsi Umum Penelitian	<p>Penelitian ini membandingkan metode peramalan data intermittent menggunakan simple parametric method dan bootstrapping. Parametric method yang digunakan adalah <i>simple exponential smoothing</i>, Croston <i>method</i>, dan penyempurnaan dengan <i>Syntesos and Boylan Approximation</i> (SBA).</p> <p>Peramalan dilakukan di dua set data yang</p>

	<p>berbeda, yaitu data permintaan perhiasan dan data permintaan suku cadang di perusahaan manufaktur di Jepang.</p> <p>Metode parametrik unggul karena tetap menghasilkan performa yang baik meskipun lebih sederhana dan lebih sedikit komputasi yang dibutuhkan, penting bila peramalan harus dilakukan pada data dalam jumlah yang sangat besar. Metode parametric juga lebih transparan dan lebih tahan terhadap intervensi penilaian yang dapat berpotensi merusak.</p>
Keterkaitan Penelitian	<p>Pada tugas akhir ini, metode untuk meramalkan data intermittent yang digunakan adalah simple parametric method, yaitu Croston method. Croston method yang digunakan adalah metode original yang disampaikan oleh Croston [8].</p>

2.2. Dasar teori

Bagian ini menjelaskan dasar teori apa saja yang dijadikan sebagai acuan atau landasan dalam pengerjaan tugas akhir ini.

2.2.1. Data Intermitten

Intermittent data juga dikenal sebagai permintaan sporadis muncul saat produk mengalami beberapa periode permintaan nol. Croston [8] mengatakan *intermittent data* sebagai pola permintaan yang menunjukkan banyak periode dengan nilai nol, diselingi oleh periode dengan permintaan yang tidak nol dan tidak beraturan. Seringkali dalam situasi

ini, ketika nilai terjadi, ukurannya kecil, dan terkadang sangat bervariasi.

Intermittent data sering dialami di industri seperti penerbangan, otomotif, pertahanan dan manufaktur [9]; juga dialami dalam bidang biological seperti data aliran sungai, curah hujan, dan lain sebagainya. Data tersebut memiliki pola yang tidak teratur sehingga penyelesaiannya tidak dapat menggunakan metode deret waktu konvensional.

2.2.2. Konsep Umum Peramalan

Peramalan merupakan suatu unsur yang sangat penting terutama dalam perencanaan dan pengambilan keputusan. Menurut Makridakis [5], peramalan adalah suatu kegiatan memperkirakan apa yang terjadi pada masa yang akan datang berdasarkan nilai sekarang dan masa lalu dari suatu peubah. Sedangkan menurut Nasution [10], peramalan adalah proses untuk memperkirakan berapa kebutuhan dimasa yang akan datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang ataupun jasa. Sedangkan Gasperz [11] mengatakan, peramalan merupakan suatu dugaan terhadap permintaan yang akan datang berdasarkan pada beberapa variable peramal, sering berdasarkan data deret waktu historis.

Peramalan dapat dikelompokkan menjadi tiga kategori berdasarkan jangka waktunya [12], yaitu:

- a. Peramalan jangka pendek, peramalan untuk jangka waktu kurang dari tiga bulan.
- b. Peramalan jangka menengah, peramalan untuk jangka waktu antara tiga bulan sampai tiga tahun.
- c. Peramalan jangka panjang, peramalan untuk jangka waktu lebih dari tiga tahun.

Sementara berdasarkan pendekatannya, terdapat dua jenis pendekatan yaitu pendekatan kualitatif dan kuantitatif [12]. Metode kualitatif merupakan metode peramalan yang tidak menggunakan data historis dan lebih memanfaatkan factor-faktor penting seperti intuisi, pengalaman pribadi dan

system nilai pengambilan keputusan [13]. Metode ini digunakan ketika data yang ada terbatas, tidak tersedia, atau tidak relevant. Terdapat banyak teknik peramalan kualitatif, antara lain jury of executive opinion, delphi method, sales force composite, consumer survey, subjective curve fitting, dan technological comparison.

Sementara metode kuantitatif merupakan metode yang mengikuti aturan-aturan matematis dan statistik dalam menunjukkan hubungan antara permintaan dengan satu atau lebih variabel yang mempengaruhinya. Metode kuantitatif dapat diterapkan apabila terdapat tiga kondisi yaitu tersedianya informasi mengenai masa lalu (historis), informasi yang didapatkan tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik, dan dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut dimasa yang akan datang [5].

Metode ini dikelompokkan menjadi dua, yaitu *time series model* dan *causal model*. *Time series model* dilakukan berdasarkan nilai masa lalu (data histori) dari suatu variabel dan atau kesalahan masa lalu. Data yang digunakan merupakan serangkaian data-data berurutan yang berjarak sama (misalnya: mingguan, bulanan, tahunan, dll). Model ini sangat tepat dipakai untuk meramalkan permintaan yang berpola permintaan dimasa lalunya cukup konsisten dalam periode waktu yang lama, sehingga pola tersebut masih akan tetap berlanjut. Sedangkan, *causal model* dilakukan dengan mempertimbangkan variabel-variabel yang bisa mempengaruhi jumlah yang sedang diramalkan. Dengan kata lain, teknik ini mengasumsikan bahwa faktor yang diramalkan menunjukkan suatu hubungan sebab akibat dengan satu atau lebih variabel bebas.

Terdapat sembilan langkah yang menjadi perhatian untuk menjamin efektivitas dan efisiensi dari sistem peramalan [11] sebagai berikut:

1. Menentukan tujuan dari peramalan.
2. Memilih item yang akan diramalkan

3. Menentukan horizon waktu peramalan : Apakah jangka panjang (lebih dari 1 tahun), jangka menengah (1-12 bulan), atau jangka pendek (1-30 hari).
4. Memilih model-model peramalan.
5. Memperoleh data yang dibutuhkan untuk melakukan peramalan.
6. Validasi model peramalan.
7. Membuat peramalan.
8. Implementasikan hasil-hasil peramalan.
9. Memantau keandalan hasil peramalan.

2.2.3. Metode Croston

Metode ini merupakan metode yang disampaikan oleh Croston [8] yang meramalkan dua komponen deret waktu secara terpisah. Nilai yang diamati adalah nilai dari *non-zero demand* (D_t) dan inter-arrival time dari transaksi (Q_t). *Exponential smoothing* kemudian diaplikasikan untuk kedua nilai tersebut secara terpisah dimana data diperbarui hanya pada saat terdapat permintaan (*non-zero demand*). Estimasi pemulusan dilambangkan oleh Z_t dan P_t .

$$Z_t = \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha)Z_{t-1} \quad (2.1)$$

$$P_t = \alpha Q_{t-1} + (1 - \alpha)P_{t-1} \quad (2.2)$$

Croston berasumsi nilai smoothing parameter α sama untuk kedua perhitungan di atas. Estimasi permintaan per satuan waktu, nilai peramalan untuk periode berikutnya (F_t) adalah :

$$F_t = \frac{Z_t}{P_t} \quad (2.3)$$

Ketika tidak ada permintaan dalam satu period, Z_t dan P_t tidak berubah. Jika permintaan terjadi setiap periode, metode Croston memberikan nilai peramalan yang sama dengan *Exponential Smoothing* [1].

2.2.4. Akurasi Peramalan

Keputusan kita dalam memilih suatu teknik peramalan sebagian tergantung pada apakah perhitungan akurasinya

menghasilkan kesalahan yang bisa dianggap kecil atau tidak. Cara untuk mengevaluasi teknik peramalan menurut Render dan Heizer [12] ada 3:

- 1) Deviasi rata-rata absolute atau Mean Absolute Deviation (MAD).

Adalah mengukur kesalahan peramalan keseluruhan untuk sebuah model. Nilai MAD dihitung dengan mengambil jumlah nilai absolut dari tiap kesalahan peramalan dibagi dengan jumlah periode data:

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |A_t - F_t|}{n} \quad (2.4)$$

Dimana n menunjukkan jumlah periode data dan t menunjukkan periode ke- t , A_t adalah nilai actual data, F_t adalah nilai hasil peramalan.

- 2) Kesalahan rata-rata kuadrat atau Mean Squared Error (MSE).

Menurut Gaspersz, mean squared error biasa disebut juga galat peramalan. Dalam sistem peramalan, penggunaan berbagai model peramalan akan memberikan nilai ramalan yang berbeda dan derajat dari galat ramalan yang berbeda pula. MSE adalah rata-rata selisih kuadrat antara nilai yang diramalkan dan yang diamati. Rumusnya adalah:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n} \quad (2.5)$$

Dimana n menunjukkan jumlah periode data dan t menunjukkan periode ke- t , A_t adalah nilai actual data, F_t adalah nilai hasil peramalan.

- 3) Kesalahan persen rata-rata absolute atau Mean Absolute Percent Error (MAPE).

MAPE dihitung sebagai rata-rata diferensiasi absolut antara nilai yang diramal dan aktual, dinyatakan sebagai presentase nilai aktual. MAPE dihitung sebagai:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |A_t - F_t| \frac{1}{A_t}}{n} \times 100\% \quad (2.6)$$

Dimana n menunjukkan jumlah periode data dan t menunjukkan periode ke- t , A_t adalah nilai actual data, F_t adalah nilai hasil peramalan.

Tingkat akurasi hasil peramalan berdasarkan nilai MAPE dikelompokkan ke dalam rentang signifikansi tertentu yang menunjukkan seberapa baik hasil peramalan [5]. Rentang hasil tersebut dapat dilihat pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Tingkat Signifikansi MAPE

Persentase MAPE	Tingkat Signifikansi
< 10%	Excellent (hasil peramalan sangat baik)
10 – 20%	Good (hasil peramalan baik)
20 – 50%	Reasonable (hasil peramalan cukup)
> 50%	Bad (hasil peramalan buruk)

- 4) Kesalahan persen rata-rata absolute simetris atau Symmetric Mean Absolute Percent Error (SMAPE).

SMAPE merupakan alternative dari MAPE ketika terdapat nilai nol atau nilai mendekati nol pada data. SMAPE diperkenalkan oleh Armstrong [16] dihitung sebagai rata-rata diferensiasi absolut antara nilai yang diramal dan aktual dibagi dengan jumlah nilai ramalan dan aktual dikali dua per jumlah periode, sebagaimana dinyatakan dalam rumus berikut ini :

$$SMAPE = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{|A_t| + |F_t|} \times 100\% \quad (2.7)$$

Dimana n menunjukkan jumlah periode data dan t menunjukkan periode ke- t , A_t adalah nilai aktual data, F_t adalah nilai hasil peramalan. SMAPE memiliki batas bawah dan batas atas. SMAPE memberikan hasil antara 0% dan 200% untuk mengurangi pengaruh item bernilai rendah. Item bernilai rendah akan menjadi masalah karena bisa memiliki tingkat kesalahan yang jauh lebih tinggi sehingga memperburuk nilai *error* keseluruhan.

2.2.5. Double Exponential Smoothing Holt

Metode ini dikembangkan untuk mengatasi perbedaan yang muncul antara data aktual dan nilai peramalan apabila ada trend pada plotnya. Perbedaan antara *parameter smoothing* tunggal dan ganda ditambahkan kepada *parameter smoothing* dan disesuaikan untuk trend[5][17]. *Double exponential smoothing Holt* menggunakan dua *parameter smoothing* yang dirumuskan sebagai berikut:

$$L_t = \alpha A_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.8)$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.9)$$

$$F_{t+m} = L_t + b_t \times m \quad (2.10)$$

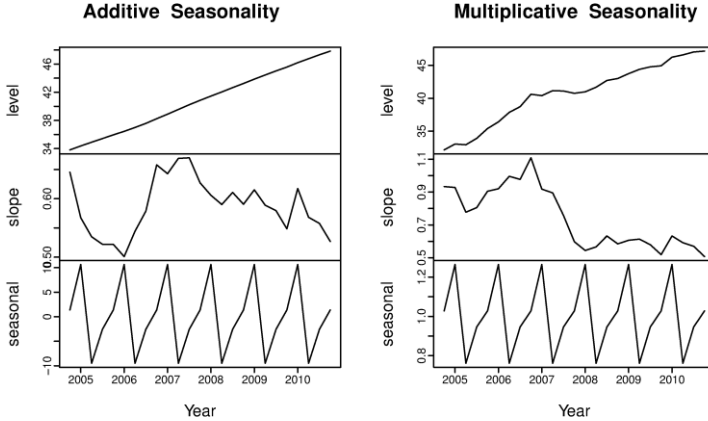
Dimana L_t menunjukkan nilai level dan b_t merupakan nilai trend. α dan β merupakan *parameter smoothing* yang digunakan dalam metode ini. Kemudian m menunjukkan lompatan periode masa mendatang yang ingin diramalkan dan t menunjukkan periode ke- t , A_t adalah nilai aktual data, F_t adalah nilai hasil peramalan. Sedangkan nilai inisiasi untuk Level dan trend ditunjukkan dalam rumus di bawah ini:

$$L_t = A_t \quad (2.11)$$

$$b_t = A_2 - A_1 \quad (2.12)$$

2.2.6. Triple Exponential Smoothing (Holt Winter)

Metode ini digunakan ketika data menunjukkan adanya trend dan perilaku musiman. Metode *Triple exponential smoothing*, juga bisa disebut *Holt Winter*, mencakup 3 unsur smoothing, yaitu: level, trend, dan musiman. Holt Winter dibagi menjadi dua jenis, yaitu *Holt Winter Additive* dan *Holt Winter Multiplicative*. *Holt Winter Additive* digunakan saat data musiman bersifat konstan, sedangkan *Holt Winter Multiplicative* digunakan saat data musiman berubah-ubah.



Gambar 1.1 Perbandingan Holt Winter Additive dan Multiplicative

Pada penelitian kali ini menggunakan *Holt Winter Multiplicative* yang dirumuskan sebagai berikut [17]:

$$L_t = \alpha \frac{A_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.13)$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.14)$$

$$S_t = \gamma \frac{A_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (2.15)$$

$$F_{t+m} = (L_t + b_t m)S_{t-s+m} \quad (2.16)$$

Dimana L_t menunjukkan nilai level, b_t merupakan nilai trend, dan S_t adalah komponen musiman. α , β , dan γ merupakan *parameter smoothing* yang digunakan dalam metode ini. Kemudian m menunjukkan lompatan periode masa mendatang yang ingin diramalkan, t menunjukkan periode ke- t , dan s adalah panjang musiman. A_t adalah nilai aktual data, F_t adalah nilai hasil peramalan. Sedangkan nilai inisiasi untuk Level dan trend ditunjukkan dalam rumus di bawah ini:

$$L_s = \frac{1}{s}(y_1 + y_2 + \dots + y_s) \quad (2.17)$$

$$b_s = \frac{1}{s} \left[\frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \frac{y_{s+2} - y_2}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right] \quad (2.18)$$

$$S_1 = Y_1/L_1, S_2 = Y_2/L_2, \dots, S_s = Y_s/L_s \quad (2.19)$$

2.2.7. Bootstrap

Bootstrapping adalah jenis *resampling* di mana sejumlah besar sampel yang lebih kecil dengan ukuran yang sama diambil berulang kali, dengan penggantian, dari satu sampel asli. Semua nilai dalam sampel memiliki probabilitas yang sama untuk dipilih, termasuk dipilih beberapa kali, sehingga nilai bisa memiliki duplikat. *Bootstrap* dilakukan untuk mengisi data nol dengan distribusi yang diperoleh dari pengambilan sampel dengan replikasi B kali dan n ukuran sampel [20]. Metode ini dapat bekerja tanpa asumsi distribusi, karena sampel data yang dijadikan populasi adalah sampel data asli [21].

Menurut Sahinler dan Topuz [22], *bootstrap* adalah teknik *resampling* nonparametrik yang bertujuan untuk menentukan estimasi *standard error* dan interval konfidensi dari parameter populasi seperti rata-rata, rasio, median, proporsi tanpa menggunakan asumsi distribusi. *Bootstrap* dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan dalam statistika baik masalah data yang sedikit, data yang menyimpang dari asumsinya maupun data yang tidak memiliki asumsi dalam distribusinya.

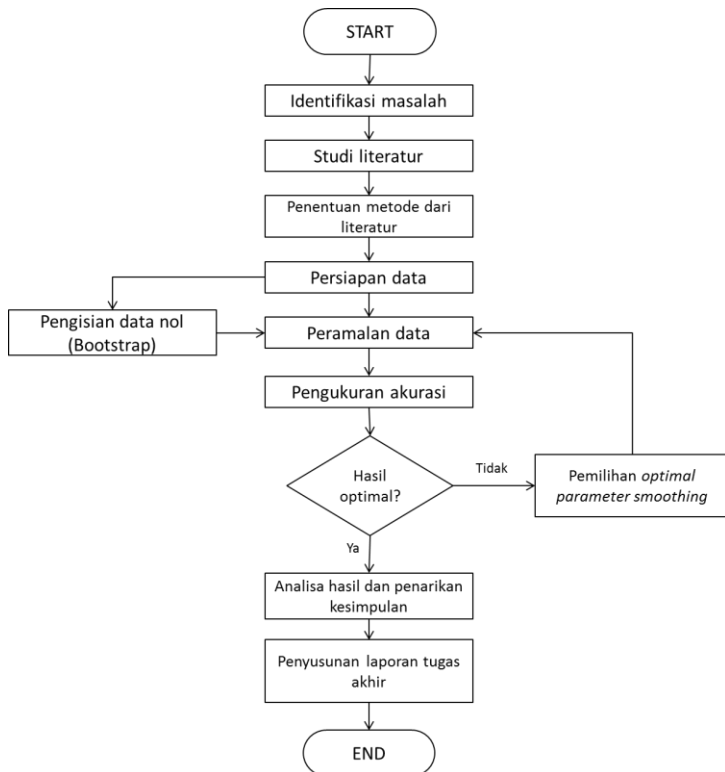
Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB III METODOLOGI

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai tahap-tahap pelaksanaan tugas akhir dan perencanaan jadwal dari pelaksanaan kegiatan.

3.1. Tahap pelaksanaan tugas akhir

Bagian ini menjelaskan alur pengerjaan tugas akhir ini seperti yang ada pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Alur Pengerjaan

3.1.1. Identifikasi Masalah

Pada tahap ini dilakukan identifikasi masalah secara menyeluruh dari studi kasus yang ada, sehingga dapat menemukan topik permasalahan yang akan digunakan dalam penelitian. Dari penggalian dan analisa studi kasus, ditemukan topik permasalahan mengenai peramalan data *intermittent* atau data nol, yang merupakan data dengan komposisi nilai nol yang signifikan di dalamnya. Topik permasalahan ini yang kemudian akan dijadikan input di proses berikutnya.

3.1.2. Studi Literatur

Dari topik permasalahan yang ditemukan pada proses sebelumnya, dilakukan studi literatur dengan topik permasalahan tersebut sebagai dasarnya. Studi literatur dilakukan dengan mengumpulkan berbagai referensi dari jurnal, buku, ataupun paper dari penelitian sebelumnya yang terkait. Proses ini bertujuan untuk memantapkan pemikiran penulis mengenai topik permasalahan yang akan diteliti, juga untuk lebih mengetahui dasar-dasar teori yang mendukung ataupun berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan.

3.1.3. Penentuan Model dari Literatur

Setelah memahami topik permasalahan yang akan diteliti, ditentukan metode penyelesaian yang tepat untuk menyelesaikan masalah tersebut. Penentuan metode didapatkan dari literatur-literatur yang telah dikumpulkan dari berbagai sumber. Metode yang dipilih dapat berupa kelanjutan dari penelitian sebelumnya ataupun penyempurnaan dari penelitian sebelumnya, bisa juga berupa implementasi metode yang telah dibahas di jurnal sebelumnya pada objek penelitian yang berbeda. Dari proses ini ditentukan metode untuk menyelesaikan masalah data *intermittent* adalah dengan menggunakan Crosthon's method yang telah disampaikan oleh Croston [10].

3.1.4. Persiapan Data

Tahap ini merupakan tahap untuk melakukan pemilihan dan pencarian data terkait data *intermittent* yang akan diteliti. Karena data merupakan objek penting dalam melakukan tugas akhir ini, maka dibutuhkan persiapan yang matang sehingga data dapat dikumpulkan dengan lengkap sesuai dengan topik permasalahan yang akan diselesaikan pada tugas akhir ini.

Pada tugas akhir ini, data yang digunakan merupakan data curah hujan pada 18 tahun terakhir, 1 Januari 2000 hingga 31 Desember 2017, dengan bentuk data harian, dimana data tersebut memiliki nilai nol yang signifikan di dalamnya. Data didapat dari portal layanan data *online* milik BMKG (Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika). Data yang telah didapatkan akan dicek ulang untuk memastikan kelengkapan data. Baris-baris yang kosong atau tidak memiliki nilai akan diisi dengan nilai data pada tanggal yang sama di tahun sebelumnya.

3.1.5. Pengisian Data Nol (Bootstrap)

Pada tahap ini dilakukan pengisian data nol dengan menerapkan *bootstrap* menggunakan *tools* R Studio. *Bootstrap* dilakukan untuk mengisi data nol dengan distribusi yang diperoleh dari pengambilan sampel dengan replikasi B kali dan n ukuran sampel. *Bootstrap* mengambil populasi dari data asli curah hujan untuk kemudian diambil sampel dengan ukuran tertentu dan dilakukan iterasi.

3.1.6. Peramalan Data

Dari data yang telah dipersiapkan pada proses sebelumnya, dilakukan peramalan data dengan metode Croston, yang telah ditentukan pada proses sebelumnya. Tahapan dan rumus untuk peramalan data *intermittent* menggunakan metode Croston telah dijelaskan pada bagian 2.2.3. Peramalan dilakukan untuk periode yang telah ada dan beberapa periode ke depan. Hasil peramalan ini yang nantinya akan digunakan sebagai input untuk proses selanjutnya.

3.1.7. Pengukuran Akurasi

Setelah mendapatkan hasil peramalan, maka dilakukan pengukuran akurasi dari hasil peramalan tersebut dengan membandingkan data peramalan dan data aktual. Proses ini bertujuan untuk menilai ketepatan hasil peramalan menggunakan metode yang diteliti dengan data aktual yang sudah ada. Pengukuran tingkat akurasi dilakukan dengan menghitung nilai SMAPE, MSE, dan MAD. Rumus untuk menghitung tingkat akurasi telah dijelaskan pada bagian 2.2.4. Tingkat akurasi yang didapatkan pada proses ini dijadikan sebagai input untuk proses selanjutnya.

3.1.8. Pemilihan Parameter Smoothing

Hasil peramalan belum dapat dikatakan optimal, dikarenakan nilai parameter *smoothing* yang telah digunakan merupakan nilai parameter *smoothing* yang belum optimal. Nilai parameter yang digunakan pada proses sebelumnya merupakan inisialisasi nilai parameter. Pencarian nilai α dilakukan pada kisaran 0 – 1 dan memilih nilai α yang dapat meminimalkan SMAPE. Hasil nilai parameter *smoothing* tersebut yang akan digunakan untuk meramalkan kembali data sehingga menghasilkan peramalan yang optimal dan menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

3.1.9. Analisa Hasil dan Penarikan Kesimpulan

Berdasarkan hasil peramalan dan tingkat akurasi untuk hasil peramalan data, maka dapat dilakukan analisa hasil untuk dapat menjadi acuan penarikan kesimpulan dari tugas akhir ini. Kesimpulan dari tugas akhir ini dapat membantu memberikan sumbangan pemikiran untuk memudahkan pengambilan keputusan terkait peramalan data intemiten, juga dapat digunakan sebagai acuan dalam penelitian selanjutnya mengenai topik terkait.

3.1.10. Penyusunan Laporan Tugas Akhir

Tahap ini merupakan tahap akhir penelitian berupa dokumentasi atas terlaksananya tugas akhir ini ke dalam bentuk laporan penelitian atau laporan tugas akhir. Dengan adanya laporan yang terdokumentasi, maka akan memudahkan pihak institusi program studi S1 Jurusan Sistem Informasi ITS sebagai acuan penelitian selanjutnya dengan topik sejenis. Dokumentasi berupa buku dari hasil penelitian tugas akhir yang terdiri dari tujuh bab yang telah dijelaskan pada Bab I Pendahuluan Sub-bab 1.7 Sistematika Penulisan.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB IV PERANCANGAN

Bab ini berisikan tentang rancangan penelitian tugas akhir yang akan dijalankan. Bab ini berisi proses penggalan kebutuhan, pengumpulan data, persiapan data, serta pengolahan data yang merupakan pembuatan model dan proses peramalan yang dilakukan.

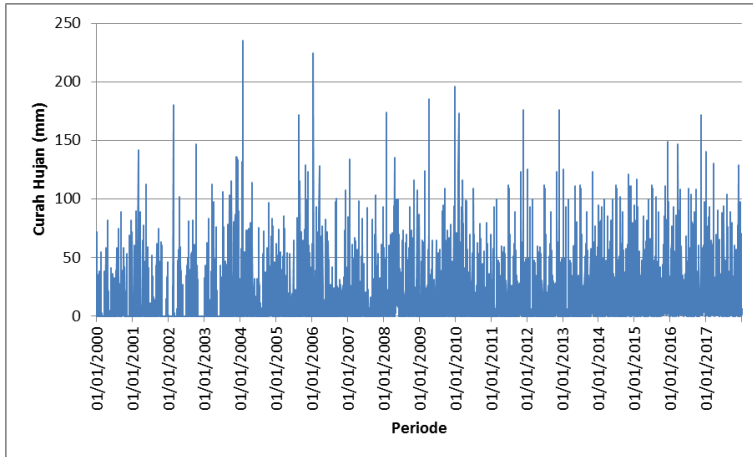
4.1. Pengumpulan Data

Pada tahap ini akan dilakukan proses pengumpulan data yang dapat digunakan dalam pengerjaan tugas akhir ini. Data yang digunakan merupakan data curah hujan di Provinsi Sumatera Barat Kabupaten Padang Pariaman. Data tersebut merupakan data yang dikumpulkan oleh stasiun klimatologi padang pariaman.

Data yang digunakan merupakan data dalam 18 tahun terakhir, yakni dari tanggal 1 Januari 2000 hingga 31 Desember 2017, dengan bentuk data harian, dimana data tersebut memiliki nilai nol yang signifikan di dalamnya. Data didapat dari portal layanan data online milik BMKG (Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika).

4.2. Persiapan Data

Persiapan data atau pra-proses data dilakukan untuk memastikan data yang sudah diperoleh siap untuk diolah. Dalam hal ini proses persiapan data bertujuan agar data curah hujan yang diperoleh dapat digunakan untuk proses pembuatan model peramalan dan model dapat digunakan untuk meramalkan curah hujan satu tahun ke depan. Pada tahap ini dilakukan pengecekan terhadap tanggal-tanggal yang tidak tercantum pada data, sehingga tanggal tersebut harus dilengkapi. Kemudian dilakukan pengisian data yang kosong. Baris-baris yang kosong atau tidak memiliki nilai akan diisi dengan nilai data pada tanggal yang sama di tahun sebelumnya.



Gambar 4.1 Grafik Data Curah Hujan

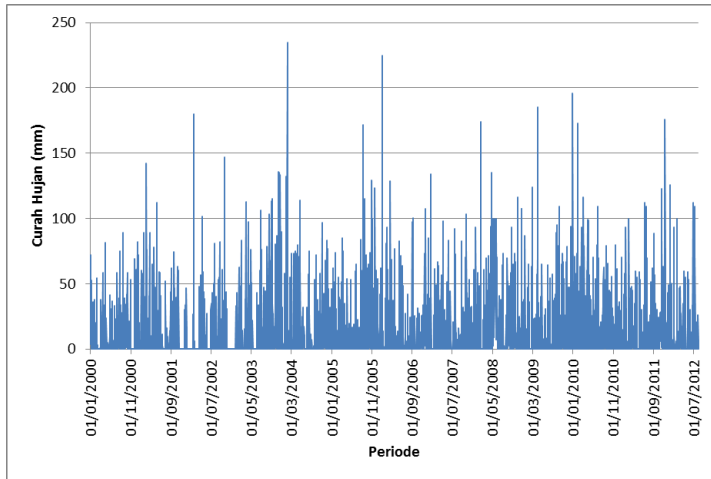
Gambaran grafik dari data setelah dilakukan pra-proses data sehingga keseluruhan data lengkap dapat dilihat pada Gambar 4.1 yang menunjukkan data curah hujan dalam millimeter (mm). Setelah dilakukan pra-proses data didapatkan jumlah data dengan nilai nol sebanyak 2255 baris data yaitu 34,3% dari keseluruhan data.

Pada tahap ini juga dilakukan pengisian data nol dengan menerapkan *bootstrap* menggunakan *tools* R Studio. *Bootstrap* dilakukan untuk mengisi data nol dengan distribusi yang diperoleh dari pengambilan sampel dengan replikasi B kali dan n ukuran sampel.

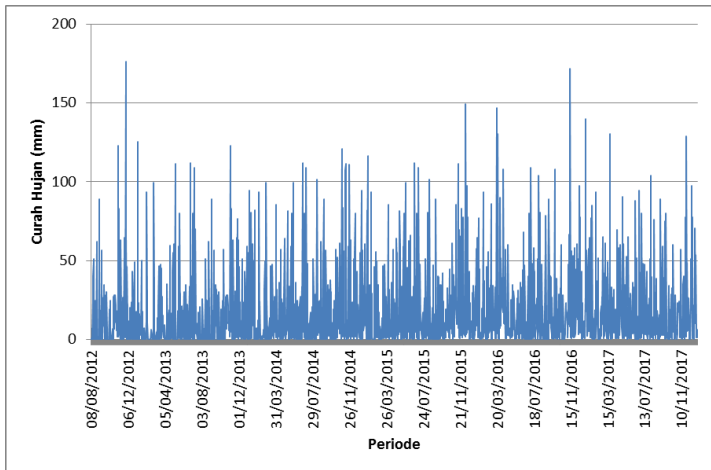
4.3. Perancangan Model

Dalam merencanakan model, perlu dilakukan pemisahan data menjadi data pelatihan (*training set*) dan data pengujian (*testing set*). Pembagian dilakukan dengan membagi sebanyak 70% untuk data pelatihan (*training set*) dan sebanyak 30% untuk data pengujian (*testing set*). Sehingga dari keseluruhan data sebanyak 6575 baris data didapatkan 4603 baris data sebagai data pelatihan, yaitu data dari 1 Januari 2000 hingga 7 Agustus 2012, dan 1972 baris data

sebagai data pengujian, yaitu data dari 8 Agustus 2012 hingga 31 Desember 2017.



Gambar 4.2 Grafik Data Pelatihan Curah Hujan



Gambar 4.3 Grafik Data Pengujian Curah Hujan

Dari data pelatihan dan pengujian tersebut kemudian data akan digunakan untuk membuat model Croston untuk meramalkan curah hujan satu tahun ke depan. Perancangan model Croston

terletak pada nilai parameter *smoothing* (α) yang akan ditentukan dengan asumsi awal dalam rentang nilai 0 hingga 1. Pencarian model dilakukan dengan 4 skenario yaitu menggunakan data curah hujan asli dengan metode Croston konvensional, menggunakan data curah hujan asli dengan metode Croston *modified*, menggunakan data hasil bootstrap dengan metode Croston konvensional, dan menggunakan data hasil bootstrap dengan metode Croston *modified*. Setiap model dihitung tingkat akurasi untuk kemudian dilakukan proses optimasi sehingga mendapatkan nilai parameter *smoothing* yang optimal dan dihitung kembali tingkat akurasi.

4.4. Peramalan Data

Setelah didapatkan nilai parameter *smoothing* yang optimal, nilai tersebut digunakan untuk meramalkan curah hujan satu tahun ke depan menggunakan metode Croston. Proses peramalan sendiri dilakukan dengan parameter *smoothing* yang didapat dari 4 skenario yang sudah dijalankan. Masing-masing skenario dihitung tingkat akurasi menggunakan ukuran MAD, MSE, dan SMAPE.

BAB V IMPLEMENTASI

Bab ini menjelaskan proses pelaksanaan penelitian dan pembuatan model yang akan digunakan untuk peramalan.

5.1. Pengisian Nilai Nol

Dari data curah hujan di Kabupaten Padang Pariaman yang disajikan dalam bentuk harian dalam kurun waktu 18 tahun terakhir, dari 1 Januari 2000 hingga 31 Desember 2017, didapatkan data sejumlah 6575 baris data. Dengan jumlah data nol sebanyak 2255 data atau 34,3% dari keseluruhan data, dan data bukan nol (*non-zero value*) sebanyak 4320 data atau 65,7% dari keseluruhan data. Data asli curah hujan di Kabupaten Padang Pariaman dapat dilihat pada LAMPIRAN A.

Terdapat gap antara data nol dan data tidak nol (*non-zero value*) yang dapat dilihat pada tabel 5.1

Tabel 5.1 Panjang Gap Data Nol Pada Data Curah Hujan Padang Pariaman

Gap	Frekuensi muncul
1 data nol berurutan	492
2 data nol berurutan	175
3 data nol berurutan	85
4 data nol berurutan	52
5 data nol berurutan	31
6 data nol berurutan	20
7 data nol berurutan	17
8 data nol berurutan	4
9 data nol berurutan	2
10 data nol berurutan	1
11 data nol berurutan	4
12 data nol berurutan	1
13 data nol berurutan	3
14 data nol berurutan	2
15 data nol berurutan	1
16 data nol berurutan	1
17 data nol berurutan	2

Gap	Frekuensi muncul
18 data nol berurutan	1
19 data nol berurutan	1
30 data nol berurutan	2
31 data nol berurutan	1
33 data nol berurutan	1
40 data nol berurutan	1
42 data nol berurutan	1
65 data nol berurutan	1

Berdasarkan tabel 5.1 diketahui bahwa gap paling besar yaitu 65 data nol berurutan yang terjadi sekali yang berarti terdapat dua bulan lebih periode tanpa terjadi hujan, yang terjadi pada 1 November 2002 hingga 4 Januari 2003.

Dilakukan pengisian terhadap nilai nol tersebut menggunakan *bootstrap*. Pengisian nilai nol ini dilakukan untuk mengetahui apakah *bootstrap* memberikan dampak yang signifikan terhadap hasil peramalan.

```

1 library(mice)
2
3 input <- read.csv("e:/datahujan.csv")
4 input$Actual[input$Actual == 0] <- NA
5
6 output <- mice(input, m=50, maxit=100, method='pmm', seed=500)
7
8 for (i in 1:50){
9   assign(paste("a", i, sep=""), complete(output,i))
10 }
11
12 tbls <- list(a1, a2, a3, a4, a5, a6, a7, a8, a9, a10, a11, a12, a13,
13   a14, a15, a16, a17, a18, a19, a20, a21, a22, a23, a24,
14   a25, a26, a27, a28, a29, a30, a31, a32, a33, a34, a35,
15   a36, a37, a38, a39, a40, a41, a42, a43, a44, a45, a46,
16   a47, a48, a49, a50)
17
18 for (i in seq_along(tbls)){
19   names(tbls[[i]])[2] <- i
20 }
21
22 bundle <- Reduce (function(...) merge(..., all=TRUE, by="periode"), tbls)
23
24 bundle["Average"] <- rowMeans(subset(bundle, select=c(2:51)), na.rm=TRUE)
25
26 write.csv(bundle, file="HasilBootstrap.csv", row.names=FALSE)

```

Gambar 5.1 Script Pengisian Data Nol Menggunakan Library MICE

Bootstrap dilakukan dengan menggunakan tools R Studio dan memanfaatkan *package* MICE yang terdapat dalam R Studio itu sendiri. Penggunaan *package* MICE memungkinkan dilakukan imputasi untuk data yang bernilai

nol sehingga keseluruhan data berisi *non-zero value*. Script yang digunakan untuk melakukan pengisian data nol dengan menggunakan package MICE pada R Studio ditunjukkan pada gambar 5.1.

Pada Gambar 5.1 dapat dilihat pada baris pertama script dilakukan pemanggilan *package* MICE yang akan digunakan. Pada baris ketiga dilakukan pembacaan file yang dijadikan sebagai input, file tersebut berekstensi CSV (*Comma Separated Value*). Contoh isi data input dapat dilihat pada gambar 5.2. Terdapat dua atribut yang dibutuhkan sebagai input yaitu periode dan actual yang menunjukkan data actual curah hujan. Terlihat bahwa data actual memiliki banyak nilai nol di dalamnya.

	A	B
1	Periode	Actual
2	1	3.6
3	2	71.9
4	3	20.8
5	4	30.9
6	5	52.6
7	6	1.1
8	7	0
9	8	31.6
10	9	18
11	10	0
12	11	0
13	12	0
14	13	26.5
15	14	17.6

Gambar 5.2 Contoh Isi Data Input Library MICE

Berikutnya pada baris ke-4 dilakukan penggantian data yang bernilai nol dengan NA agar dapat dilakukan imputasi pada data. Pada baris ke-6 dilakukan pemanggilan MICE dengan pengaturan "*input*" sebagai data yang akan dibaca untuk dijadikan *input*, $m = 50$, $maxit = 100$, $method = pmm$, $seed = 500$. Dimana m menunjukkan jumlah imputasi yang dilakukan, $maxit$ menunjukkan jumlah iterasi yang dilakukan, $seed$ menunjukkan nilai untuk mengimbangi

generator acak, dan metode yang digunakan adalah pmm atau *predictive mean matching*.

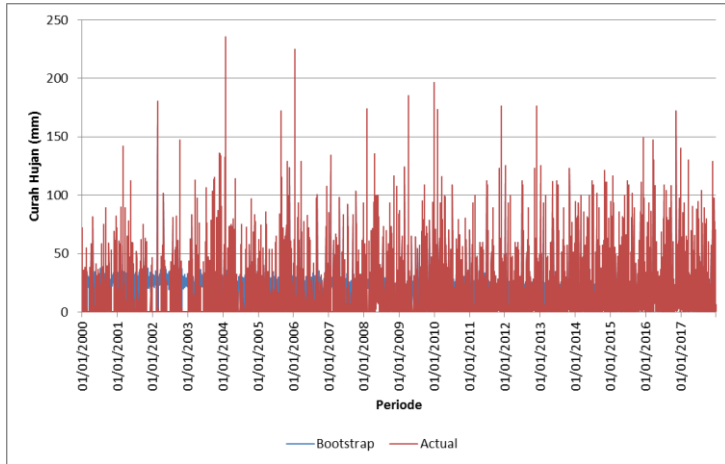
Predictive mean matching sendiri berfungsi berdasarkan regresi linier dan distribusi normal. Sehingga PMM menghasilkan nilai yang lebih nyata karena nilai yang diperhitungkan adalah nilai nyata yang didapatkan dari data yang ada.

Output yang dihasilkan berupa 50 nilai untuk setiap baris yang berikutnya akan digabungkan ke dalam satu *data frame* dengan script yang ada pada baris 8 hingga 22 pada gambar 5.1. Pada baris ke-24 dilakukan perhitungan rata-rata dari ke-50 nilai di setiap barisnya. Hasil perhitungan rata-rata ini yang dijadikan sebagai output hasil *Bootstrap* seperti ditunjukkan pada kolom terakhir di Gambar 5.3. Terakhir di baris ke-26 hasil yang telah diperoleh disimpan ke dalam file berekstensi CSV dengan nama “HasilBootstrap.csv” seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.3.

	A	AP	AQ	AR	AS	AT	AU	AV	AW	AX	AY	AZ
1	Periode	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50 Average	
2	1	3.6	3.6	3.6	3.6	3.6	3.6	3.6	3.6	3.6	3.6	3.6
3	2	71.9	71.9	71.9	71.9	71.9	71.9	71.9	71.9	71.9	71.9	71.9
4	3	20.8	20.8	20.8	20.8	20.8	20.8	20.8	20.8	20.8	20.8	20.8
5	4	30.9	30.9	30.9	30.9	30.9	30.9	30.9	30.9	30.9	30.9	30.9
6	5	52.6	52.6	52.6	52.6	52.6	52.6	52.6	52.6	52.6	52.6	52.6
7	6	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1	1.1
8	7	52.6	1.1	20.8	52.6	25	3.6	71.9	3.6	53.8	11	28.058
9	8	31.6	31.6	31.6	31.6	31.6	31.6	31.6	31.6	31.6	31.6	31.6
10	9	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
11	10	71.9	1.3	3.6	20.8	7.4	71.9	52.6	3.6	53.8	53.3	29.284
12	11	3.6	1.3	71.9	20.8	4.7	20.8	71.9	71.9	1.3	11	28.206
13	12	20.8	6.5	30.9	30.9	25.9	30.9	20.8	3.6	53.8	16.5	29.636
14	13	26.5	26.5	26.5	26.5	26.5	26.5	26.5	26.5	26.5	26.5	26.5
15	14	17.6	17.6	17.6	17.6	17.6	17.6	17.6	17.6	17.6	17.6	17.6

Gambar 5.3 Contoh Isi Data Output Package MICE

Pada Gambar 5.4 ditampilkan Grafik perbandingan data actual dan data hasil *Bootstrap*. Terlihat bahwa data hasil bootstrap tidak ada yang berada pada titik 0 dan untuk *non-zero value* hasilnya sama seperti data actual. Untuk data hasil bootstrap selengkapnyadapar dilihat pada LAMPIRAN B.



Gambar 5.4 Perbandingan data actual dan data hasil Bootstrap

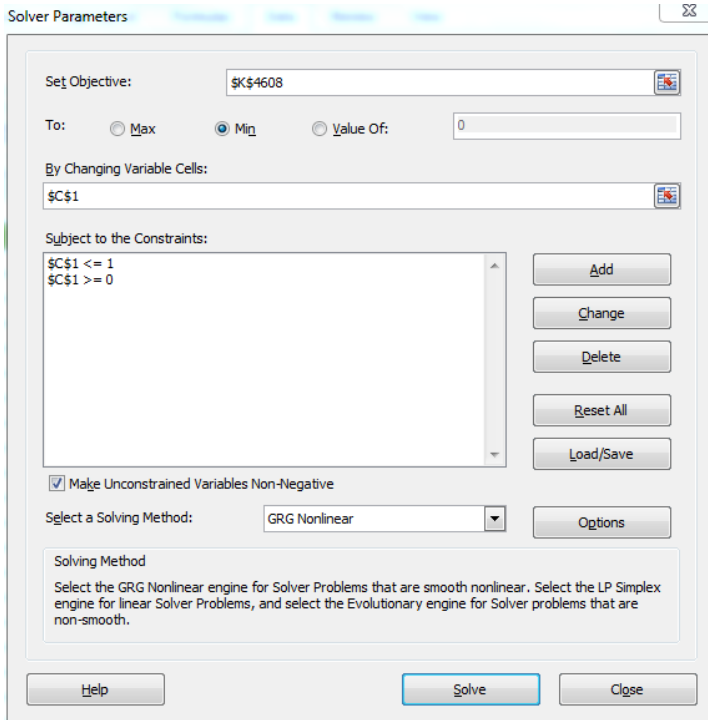
Pada Gambar 5.4 garis berwarna biru menunjukkan data hasil bootstrap dan garis berwarna merah menunjukkan data asli curah hujan.

5.2. Pemodelan Croston

Pembuatan model Croston dalam tugas akhir ini memanfaatkan *tools Microsoft Excel*. Data yang digunakan dalam pembuatan model adalah data training yang diambil dari data asli curah hujan, tanpa proses bootstrap, berdasarkan pembagian data *training* dan data *testing* yang sudah dilakukan didapatkan data *training* sebanyak 4603 baris data, sejak 1 Januari 2000 hingga 7 Agustus 2012.

Sebelum melakukan peramalan perlu dilakukan inisiasi nilai awal untuk *parameter smoothing* (α). Nilai inisiasi ditentukan dengan memilih angka *random* antara 0 hingga 1. Untuk pemodelan ini digunakan nilai inisiasi α adalah 0.3. Berikutnya dilakukan peramalan terhadap data training dengan nilai α inisiasi dan dihasilkan data peramalan sementara. Dari data hasil peramalan dihitung tingkat akurasi untuk dapat dibandingkan ketika mencoba menggunakan nilai *parameter smoothing* yang berbeda.

Kemudian dilakukan pencarian nilai parameter smoothing yang optimal agar hasil peramalan dapat optimal dan menghasilkan error sekecil mungkin. Pencarian nilai *parameter smoothing* yang optimal dilakukan dengan memanfaatkan *add-in solver* pada *Microsoft Excel*. Dengan pengaturan parameter seperti pada Gambar 5.5.



Gambar 5.5 Solver Parameter Peramalan Croston

Gambar 5.5. menjelaskan bahwa *solver* diatur untuk dapat meminimalkan nilai pada *cell* K4608 yang merupakan *cell* untuk nilai SMAPE dengan merubah variable yang ada pada *cell* C1 yang merupakan nilai α dengan batasan *cell* C1 harus lebih dari sama dengan 0 dan kurang dari sama dengan 1.

Setelah didapatkan nilai α yang optimal, dilakukan peramalan kembali terhadap data *training* untuk mendapatkan hasil yang lebih baik dan dapat dihitung tingkat akurasi.. Hasil peramalan data training metode croston dapat dilihat pada LAMPIRAN C.

Tingkat akurasi dihitung kembali untuk membuktikan bahwa hasil peramalan lebih baik. Hal itu terbukti dengan nilai MAD, MSE, dan SMAPE untuk nilai α yang optimal menghasilkan nilai yang lebih kecil, yang berarti tingkat akurasi lebih tinggi. Perbandingan tingkat akurasi untuk nilai α inisiasi dan nilai α optimal dapat dilihat pada Tabel 5.2.

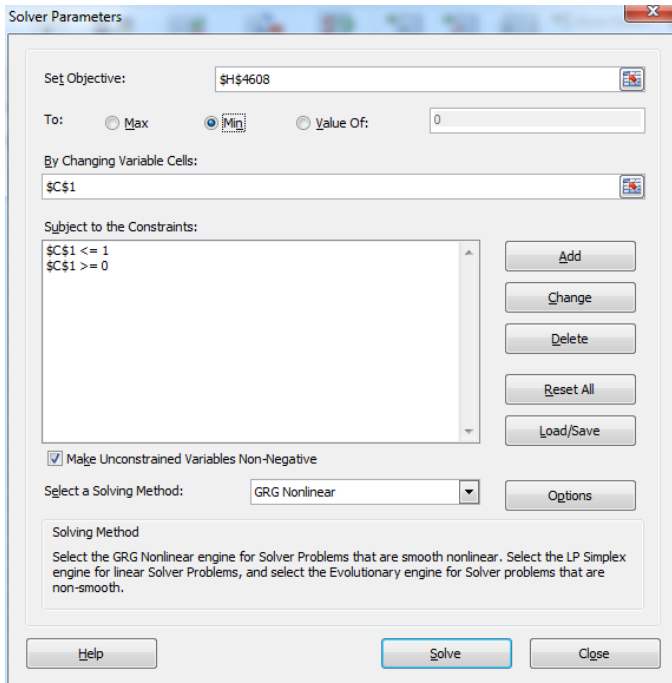
Tabel 5.2 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Training Metode Croston

Status	Nilai α	MAD	MSE	SMAPE
Inisiasi	0.3000	16.0077	563.5000	142.21%
Optimal	0.0639	15.2456	513.5295	141.45%

Setelah didapatkan tingkat akurasi yang paling tinggi, maka nilai *parameter smoothing* itulah yang dijadikan model untuk diuji pada tahap berikutnya.

5.3. Pemodelan Bootstrap + Croston

Pembuatan model *Bootstrap* + Croston dalam tugas akhir ini memanfaatkan *tools* yang sama yaitu *Microsoft Excel*. Data yang digunakan dalam pembuatan model adalah data training yang berbeda dengan pemodelan Croston, karena pemodelan kali ini melewati tahap *bootstrapping*, sehingga data yang diambil merupakan data hasil *bootstrapp* seperti yang ada pada LAMPIRAN B. Jumlah data *training* yang digunakan dengan jumlah yang sama dengan pemodelan sebelumnya, yaitu sebanyak 4603 baris data, sejak 1 Januari 2000 hingga 7 Agustus 2012.



Gambar 5.6 Solver Parameter Peramalan Bootstrap + Croston

Tahapan dalam pemodelan *bootstrap* + croston ini sama dengan pemodelan croston, hanya data yang digunakan saja yang berbeda. Untuk pemodelan kali ini digunakan nilai inisiasi α adalah 0.5. kemudian dilakukan peramalan dan dihitung tingkat akurasi hingga menghasilkan hasil peramalan sementara.

Setelah itu, dilakukan pencarian nilai parameter smoothing yang optimal agar hasil peramalan dapat optimal dan menghasilkan error sekecil mungkin. Pencarian nilai *parameter smoothing* yang optimal dilakukan dengan memanfaatkan *add-in solver* pada *Microsoft Excel*. Dengan pengaturan parameter seperti pada Gambar 5.7.

Gambar 5.7. menjelaskan bahwa *solver* diatur untuk dapat meminimalkan nilai pada cell H4608 yang merupakan cell untuk nilai SMAPE dengan merubah variable yang ada

pada *cell* C1 yang merupakan nilai α dengan batasan *cell* C1 harus lebih dari sama dengan 0 dan kurang dari sama dengan 1.

Setelah didapatkan nilai α yang optimal, dilakukan peramalan kembali terhadap data *training* untuk mendapatkan hasil yang lebih baik dan dapat dihitung tingkat akurasi. Hasil peramalan data training metode Bootstrap + Croston dapat dilihat pada LAMPIRAN D.

Tingkat akurasi dihitung kembali dengan hasil seperti yang tercantum pada Tabel 5.3. Nilai MAD, MSE, dan SMAPE untuk nilai α yang optimal menghasilkan nilai yang lebih kecil, yang berarti tingkat akurasi lebih tinggi.

Tabel 5.3 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Training Metode Bootstrap + Croston

Status	Nilai α	MAD	MSE	SMAPE
Inisiasi	0.5000	21.5835	744.1900	143.07%
Optimal	0.0005	16.8011	534.8684	141.65%

Setelah didapatkan tingkat akurasi yang paling tinggi, maka nilai *parameter smoothing* itulah yang dijadikan model untuk diuji pada tahap berikutnya.

5.4. Pemodelan Croston Modified

Pembuatan model Bootstrap + Croston Modified dalam tugas akhir ini memanfaatkan *tools Microsoft Excel*. Data yang digunakan dalam pembuatan model adalah data training yang diambil dari data asli curah hujan, tanpa proses bootstrap, berdasarkan pembagian data *training* dan data *testing* yang sudah dilakukan didapatkan data *training* sebanyak 4603 baris data, sejak 1 Januari 2000 hingga 7 Agustus 2012.

Modifikasi metode Croston yang dilakukan pada model ini adalah berupa penggantian rumus dalam metode croston yang seharusnya menggunakan rumus *Single Exponential Smoothing* (SES) untuk meramalkan *non-zero value* menjadi menggunakan rumus *Double Exponential Smoothing Holt* (DES). Karena peramalan menggunakan

komponen DES, maka sebelum melakukan peramalan perlu dilakukan inisiasi nilai awal untuk *parameter smoothing level* (α), *parameter smoothing trend* (β), nilai *level*, dan nilai *trend*. Nilai inisiasi untuk α dan β ditentukan dengan memilih angka *random* antara 0 hingga 1, sedangkan inisiasi nilai *level* dan nilai *trend*, untuk periode pertama dihitung berdasarkan rumus 2.11 dan 2.12. Nilai inisiasi dapat dilihat pada Tabel 5.4.

Tabel 5.4 Nilai Inisiasi Pemodelan Bootstrap + Croston Modified

Komponen	Nilai
<i>Parameter smoothing level</i> (α)	0.3
<i>Parameter smoothing trend</i> (β)	0.5
Nilai <i>level</i>	71.90
Nilai <i>trend</i>	-1.00

Berikutnya dilakukan peramalan terhadap data training dengan nilai inisiasi dan dihasilkan data peramalan sementara. Dari data hasil peramalan dihitung tingkat akurasi untuk dapat dibandingkan ketika mencoba menggunakan nilai *parameter smoothing* (α dan β) yang berbeda.

Kemudian dilakukan pencarian nilai *parameter smoothing* yang optimal agar hasil peramalan dapat optimal dan menghasilkan *error* sekecil mungkin. Pencarian nilai *parameter smoothing* yang optimal dilakukan dengan *trial and error* pada kedua *parameter smoothing*. *Trial and error* dilakukan karena hasil *solver* tidak cukup memenuhi batasan-batasan yang diberikan (hasil peramalan bernilai negatif).

Selama pencarian nilai *parameter smoothing* yang optimal, dilakukan peramalan berulang-ulang terhadap data *training* juga data *testing* menggunakan parameter yang sama untuk mendapatkan hasil dengan tingkat akurasi yang lebih baik. Hasil percobaan *trial and error* pada data *training* tercantum pada Tabel 5.5, dan percobaan *trial and error* pada data *testing* tercantum pada Tabel 5.6.

Tabel 5.5 Percobaan Trial and Error Parameter Smoothing Pada Data Training Metode Croston Modified

Nilai α	Nilai β	SMAPE	Lolos (L) / Tidak Lolos (TL)	Justifikasi
0.3	0.5	150.22%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.229291	0.003	143.16%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.229291	0.001	157.71%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.329082	0.001	153.18%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.508242	0.001	147.02%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.7242	0.001	141.79%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.842001	0.001	139.62%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.842001	0.0009	141.46%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.92001	0.0009	140.32%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.429082	0.001	149.51%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.429082	0.003	136.59%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.429082	0.0001	169.02%	L	Sesuai batasan yang dibuat

Tabel 5.6 Percobaan Trial and Error Parameter Smoothing Pada Data Testing Metode Croston Modified

Nilai α	Nilai β	SMAPE	Lolos (L) / Tidak Lolos (TL)	Justifikasi
0.3	0.5	111.33%	TL	Menghasilkan

Nilai α	Nilai β	SMAPE	Lolos (L) / Tidak Lolos (TL)	Justifikasi
				forecast yang bernilai minus
0.229291	0.003	107.10%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.229291	0.001	114.97%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.329082	0.001	108.14%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.508242	0.001	97.65%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.7242	0.001	83.74%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.842001	0.001	75.34%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.842001	0.0009	76.60%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.92001	0.0009	72.35%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.429082	0.001	102.21%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.429082	0.003	96.32%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.429082	0.0001	116.50%	L	Sesuai batasan yang dibuat

Setelah didapatkan tingkat akurasi yang paling tinggi pada data *testing*, maka nilai *parameter smoothing* itulah yang dijadikan model untuk diuji pada tahap berikutnya. Hasil peramalan data training metode Croston *modified* dapat dilihat pada LAMPIRAN E.

Tingkat akurasi dihitung kembali untuk membuktikan bahwa hasil peramalan lebih baik. Nilai MAD, MSE, dan SMAPE untuk nilai *parameter smoothing* inisiasi menghasilkan nilai yang lebih besar dan menghasilkan peramalan yang bernilai negatif, sedangkan untuk nilai *parameter smoothing* optimal dapat menghasilkan SMAPE lebih kecil dan peramalan yang seluruhnya bernilai positif. Perbandingan tingkat akurasi untuk nilai *parameter smoothing* inisiasi dan nilai *parameter smoothing* optimal dapat dilihat pada Tabel 5.7.

Tabel 5.7 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Testing Metode Croston Modified

Status	Nilai α	Nilai β	MAD	MSE	SMAPE
Inisiasi	0.3000	0.5000	16.1510	463.3100	111.33%
Optimal	0.4291	0.0030	12.4887	334.1556	96.32%

5.5. Pemodelan Bootstrap + Croston Modified

Pembuatan model Bootstrap + Croston Modified dalam tugas akhir ini memanfaatkan *tools Microsoft Excel*. Data yang digunakan dalam pembuatan model adalah data training yang diambil dari data hasil bootstrapping. Jumlah data *training* yang digunakan dengan jumlah yang sama dengan pemodelan sebelumnya sebanyak 4603 baris data, sejak 1 Januari 2000 hingga 7 Agustus 2012.

Modifikasi metode Croston yang dilakukan pada model ini adalah berupa penggantian rumus dalam metode croston yang seharusnya menggunakan rumus *Single Exponential Smoothing* (SES) untuk meramalkan *non-zero value* menjadi menggunakan rumus *Holt Winter Multiplicative* (HW).

Karena peramalan menggunakan komponen HW, maka sebelum melakukan peramalan perlu dilakukan inisiasi nilai awal untuk *parameter smoothing level* (α), *parameter smoothing trend* (β), *parameter smoothing seasonal* (γ), panjang periode *seasonal*, nilai *level*, nilai *trend*, dan nilai *seasonal*. Nilai inisiasi untuk α , β , dan γ ditentukan dengan

memilih angka *random* antara 0 hingga 1, panjang periode seasonal ditentukan sepanjang 365 periode atau satu tahun. Sedangkan inisiasi nilai *level*, nilai *trend*, dan nilai *seasonal* untuk periode pertama dihitung berdasarkan rumus 2.17 hingga 2.19. Nilai inisiasi dapat dilihat pada Tabel 5.8.

Tabel 5.8 Nilai Inisiasi Pemodelan Bootstrap + Croston Modified

Komponen	Nilai
Panjang periode <i>seasonal</i>	365 periode
<i>Parameter smoothing level</i> (α)	0.1
<i>Parameter smoothing trend</i> (β)	0.3
<i>Parameter smoothing seasonal</i> (γ)	0.5
Nilai <i>level</i>	22.1843224
Nilai <i>trend</i>	0.002009518
Nilai <i>seasonal</i>	0.162277

Berikutnya dilakukan peramalan terhadap data training dengan nilai inisiasi dan dihasilkan data peramalan sementara. Dari data hasil peramalan dihitung tingkat akurasi untuk dapat dibandingkan ketika mencoba menggunakan nilai *parameter smoothing* (α , β , dan γ) yang berbeda.

Kemudian dilakukan pencarian nilai *parameter smoothing* yang optimal agar hasil peramalan dapat optimal dan menghasilkan error sekecil mungkin. Pencarian nilai *parameter smoothing* yang optimal dilakukan dengan *trial and error* pada ketiga *parameter smoothing*. *Trial and error* dilakukan karena hasil solver tidak cukup memenuhi batasan-batasan yang diberikan (hasil peramalan bernilai negatif).

Selama pencarian nilai *parameter smoothing* yang optimal, dilakukan peramalan berulang-ulang terhadap data *training* juga data *testing* menggunakan parameter yang sama untuk mendapatkan hasil dengan tingkat akurasi yang lebih baik. Hasil percobaan *trial and error* pada data *training* tercantum pada Tabel 5.9, dan percobaan *trial and error* pada data *testing* tercantum pada Tabel 5.10.

Tabel 5.9 Percobaan Trial and Error Parameter Smoothing Pada Data Training Metode Bootstrap + Croston Modified

Nilai α	Nilai β	Nilai γ	SMAPE	Lolos (L) / Tidak Lolos (TL)	Justifikasi
0.1	0.3	0.5	174.80%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.0123	0.0963	0.5839	171.98%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.0005	0.0963	0.5839	176.98%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.0123	0.0963	0.0584	176.70%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.0123	0.0096	0.0584	153.08%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0005	0.0096	0.0584	172.13%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.0053	0.0096	0.0584	152.62%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0093	0.0096	0.0584	152.93%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0093	0.0096	0.0784	151.05%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0093	0.0163	0.0984	149.49%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0128	0.0163	0.0984	149.91%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0033	0.0163	0.1839	146.83%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0033	0.0036	0.1839	146.65%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0003	0.0036	0.5839	145.42%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0001	0.0036	0.5839	144.65%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.00007	0.0036	0.5839	144.26%	L	Sesuai batasan yang dibuat

Tabel 5.10 Percobaan Trial and Error Parameter Smoothing Pada Data Testing Metode Bootstrap + Croston Modified

Nilai α	Nilai β	Nilai γ	SMAPE	Lolos (L) / Tidak Lolos (TL)	Justifikasi
0.1	0.3	0.5	134.96%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.0123	0.0963	0.5839	136.90%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.0005	0.0963	0.5839	116.27%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0123	0.0963	0.0584	133.96%	TL	Menghasilkan forecast yang bernilai minus
0.0123	0.0096	0.0584	118.57%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0005	0.0096	0.0584	115.46%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0053	0.0096	0.0584	118.07%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0093	0.0096	0.0584	118.44%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0093	0.0096	0.0784	117.38%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0093	0.0163	0.0984	116.50%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0128	0.0163	0.0984	116.62%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0033	0.0163	0.1839	114.06%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0033	0.0036	0.1839	113.77%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0003	0.0036	0.5839	100.40%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.0001	0.0036	0.5839	96.83%	L	Sesuai batasan yang dibuat
0.00007	0.0036	0.5839	95.54%	L	Sesuai batasan yang dibuat

Setelah didapatkan tingkat akurasi yang paling tinggi pada data *testing*, maka nilai *parameter smoothing* itulah yang dijadikan model untuk diuji pada tahap berikutnya. Hasil peramalan data training metode Croston *modified* dapat dilihat pada LAMPIRAN F.

Tingkat akurasi dihitung kembali untuk membuktikan bahwa hasil peramalan lebih baik. Nilai MAD, MSE, dan SMAPE untuk nilai *parameter smoothing* inisiasi menghasilkan nilai yang lebih kecil, namun menghasilkan SMAPE yang bernilai negatif, sedangkan untuk nilai *parameter smoothing* optimal dapat menghasilkan peramalan yang seluruhnya bernilai positif dan SMAPE juga bernilai positif. Perbandingan tingkat akurasi untuk nilai *parameter smoothing* inisiasi dan nilai *parameter smoothing* optimal dapat dilihat pada Tabel 5.11.

Tabel 5.11 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Testing Metode Bootstrap + Croston Modified

Status	Nilai α	Nilai β	Nilai γ	MAD	MSE	SMAPE
Inisiasi	0.10000	0.30000	0.50000	202.58814	4094752.92	134.96%
Optimal	0.00007	0.00363	0.58385	17.47049	744.31	95.54%

5.6. Tingkat Akurasi Model

Dari keempat skenario yang telah dijalankan, masing-masing skenario telah dipilih model terbaiknya untuk dapat dilakukan pengujian pada tahap berikutnya. Masing-masing skenario juga memiliki tingkat akurasi yang berbeda berdasarkan nilai *parameter smoothing* yang digunakan. Perbandingan tingkat akurasi terbaik pada data training untuk keempat skenario dapat dilihat pada Tabel 5.12.

Tabel 5.12 Perbandingan Tingkat Akurasi Data Training

Skenario	MAD	MSE	SMAPE
Croston	15.2456	513.5295	1.414526
Bootstrap + Croston	17.65994	608.6339	1.135045
Croston Modified	29.0255	1438.487186	139.62%
Bootstrap + Croston Modified	27.1854	1132.043972	144.65%

Halaman ini sengaja dikosongkan

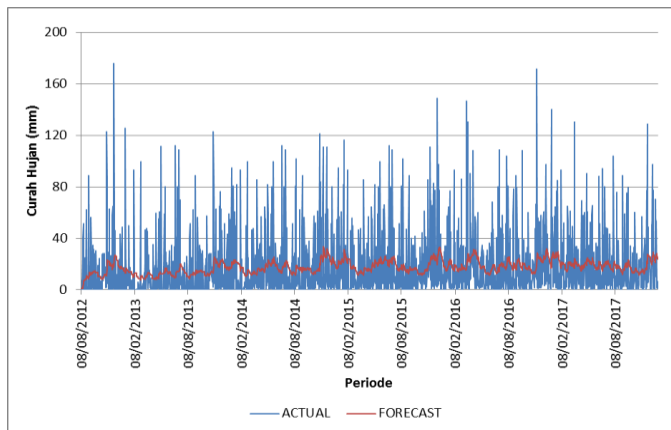
BAB VI

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini merupakan pembahasan setelah dilakukan tahap perancangan dan implementasi. Menjelaskan tentang hasil peramalan setelah model ditemukan dari data pelatihan. Hasil yang akan dijelaskan adalah hasil uji coba model pada data testing untuk validasi model, dan hasil peramalan untuk periode yang akan datang.

6.1. Hasil Uji Coba Model Croston

Pada tahap ini dilakukan uji coba pada model yang sudah ditemukan sebelumnya, pengujian dilakukan menggunakan data *testing* untuk menilai apakah model benar-benar bagus untuk diterapkan pada data yang lain. Data yang digunakan diambil dari data asli curah hujan, tanpa proses bootstrap. Berdasarkan pembagian data *training* dan data *testing* yang sudah dilakukan, didapatkan data *testing* sebanyak 1972 baris data yaitu sejak 8 Agustus 2008 hingga 31 Desember 2017.



Gambar 6.1 Grafik Perbandingan Data Testing dan Hasil Peramalan Model Croston

Uji coba dilakukan dengan menggunakan *tools Microsof Excel* untuk menghitung peramalannya. Dari tahapan implementasi ditemukan model yang terbaik untuk peramalan metode Croston adalah dengan nilai $\alpha = 0.06392908$. Peramalan dilakukan dengan nilai α tersebut sehingga menghasilkan data peramalan yang grafiknya dapat dilihat pada Gambar 6.1. Hasil peramalan untuk data *testing* menggunakan metode Croston dapat dilihat pada LAMPIRAN G.

Pada Tabel 6.1 menunjukkan hasil perhitungan tingkat akurasi yang dihitung menggunakan MAD, MSE, and SMAPE. Tingkat akurasi yang diperoleh oleh data *training* dan data *testing* dicantumkan dalam satu tabel sebagai perbandingan. Terlihat bahwa perbedaan tingkat akurasi yang dihasilkan oleh data *training* dan data *testing* tidak terlalu jauh, yang berarti model yang digunakan dalam metode Croston ini dapat diterapkan pada data yang lain.

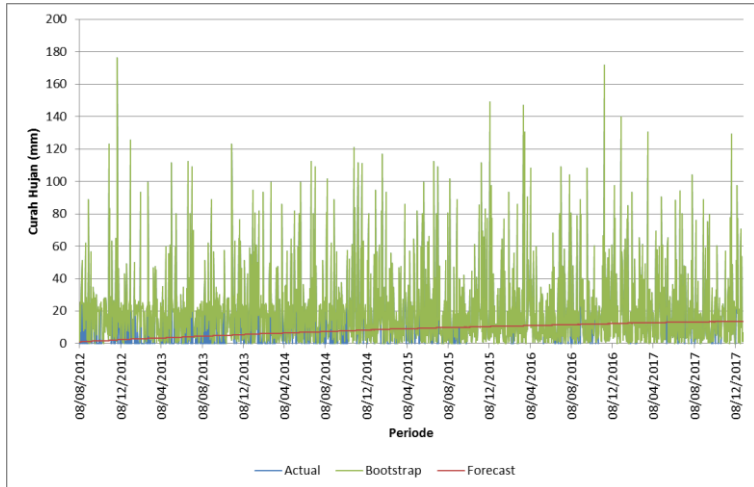
Tabel 6.1 Perbandingan Hasil Uji Coba Model Croston

Data Set	MAD	MSE	SMAPE
Training	15.2456	513.5295	141.45%
Testing	17.6599	608.6339	113.50%

Pada Tabel 6.1 juga terlihat SMAPE yang dihasilkan oleh data *training* sebesar 141.45% dan data *testing* sebesar 113.50%.

6.2. Hasil Uji Coba Model Bootstrap + Croston

Uji coba dilakukan pada data *testing* sebagai validasi model yang telah ditemukan dan menggunakan *tools Microsof Excel* untuk menghitung peramalannya. Data yang digunakan dalam pengujian adalah data *testing* yang diambil dari data hasil bootstrapping. Berdasarkan pembagian data *training* dan data *testing* yang sudah dilakukan, didapatkan data *testing* sebanyak 1972 baris data yaitu sejak 8 Agustus 2008 hingga 31 Desember 2017.



Gambar 6.2 Grafik Perbandingan Data Testing, Hasil Bootstrap, dan Hasil Peramalan Model Bootstrap + Croston

Pada Gambar 6.2 garis berwarna biru menunjukkan data actual, garis berwarna hijau menunjukkan data hasil bootstrap, dan garis berwarna merah menunjukkan data hasil peramalan.

Dari tahapan implementasi ditemukan model yang terbaik untuk peramalan metode Croston adalah dengan nilai $\alpha = 0.000527$. Peramalan dilakukan dengan nilai α tersebut sehingga menghasilkan data peramalan yang grafiknya dapat dilihat pada Gambar 6.2. Hasil peramalan untuk data *testing* menggunakan metode Croston dapat dilihat pada LAMPIRAN H.

Pada Tabel 6.2 menunjukkan hasil perhitungan tingkat akurasi yang dihitung menggunakan MAD, MSE, and SMAPE. Tingkat akurasi yang diperoleh oleh data *training* dan data *testing* dicantumkan dalam satu tabel sebagai perbandingan. Terlihat bahwa perbedaan tingkat akurasi yang dihasilkan oleh data *training* dan data *testing* tidak terlalu jauh, yang berarti model yang digunakan dalam metode Bootstrap + Croston ini dapat diterapkan pada data yang lain.

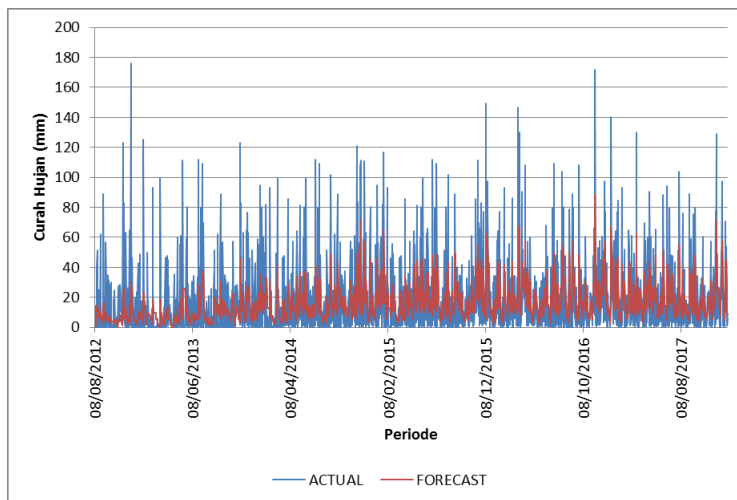
Tabel 6.2 Perbandingan Hasil Uji Coba Model Bootstrap + Croston

Data Set	MAD	MSE	SMAPE
Training	16.8011	534.8684	141.65%
Testing	15.4549	674.1864	117.47%

Pada Tabel 6.2 juga terlihat SMAPE yang dihasilkan oleh data *training* sebesar 141.65% dan data *testing* sebesar 117.47%.

6.3. Hasil Uji Coba Model Croston Modified

Uji coba dilakukan pada data *testing* sebagai validasi model yang telah ditemukan dan menggunakan *tools Microsoft Excel* untuk menghitung peramalannya. Data yang digunakan dalam pengujian adalah data *testing* yang diambil dari data asli curah hujan, tanpa proses bootstrap. Berdasarkan pembagian data *training* dan data *testing* yang sudah dilakukan, didapatkan data *testing* sebanyak 1972 baris data yaitu sejak 8 Agustus 2008 hingga 31 Desember 2017.



Gambar 6.3 Grafik Perbandingan Data Testing dan Hasil Peramalan Model Croston Modified

Tabel 6.3 Model Croston Modified

Komponen	Nilai
<i>Parameter smoothing level (α)</i>	0.42908242
<i>Parameter smoothing trend (β)</i>	0.003

Dari tahapan implementasi ditemukan model yang terbaik untuk peramalan metode Croston Modified adalah seperti yang ada pada Tabel 6.3. Peramalan dilakukan dengan model tersebut sehingga menghasilkan data peramalan yang grafiknya dapat dilihat pada Gambar 6.3. Hasil peramalan untuk data *testing* menggunakan metode Croston dapat dilihat pada LAMPIRAN I.

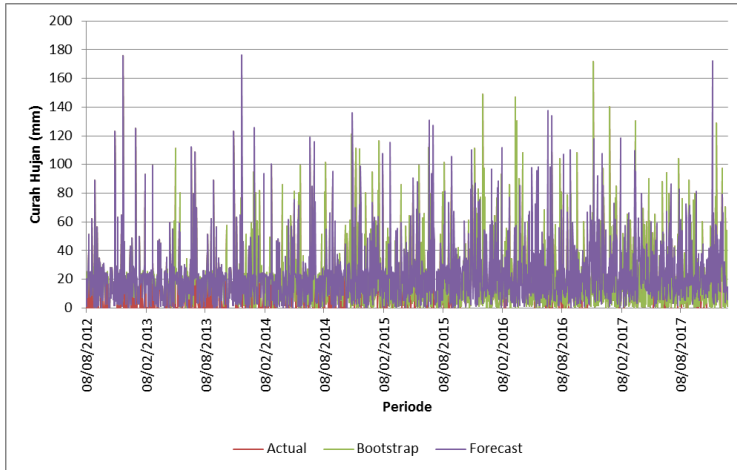
Pada Tabel 6.4 menunjukkan hasil perhitungan tingkat akurasi yang dihitung menggunakan MAD, MSE, and SMAPE. Tingkat akurasi yang diperoleh oleh data *training* dan data *testing* dicantumkan dalam satu tabel sebagai perbandingan. Terlihat SMAPE yang dihasilkan oleh data *training* sebesar 136.59% dan data *testing* sebesar 96.32%. Hasil menunjukkan SMAPE berubah menjadi semakin baik pada data *testing*.

Tabel 6.4 Perbandingan Hasil Uji Coba Model Croston Modified

Data Set	MAD	MSE	SMAPE
Training	25.0883	1368.4408	136.59%
Testing	12.4887	334.1556	96.32%

6.4. Hasil Uji Coba Model Bootstrap + Croston Modified

Uji coba dilakukan pada data *testing* sebagai validasi model yang telah ditemukan dan menggunakan *tools Microsoft Excel* untuk menghitung peramalannya. Data yang digunakan dalam pengujian adalah data *testing* yang diambil dari data hasil bootstrapping. Berdasarkan pembagian data *training* dan data *testing* yang sudah dilakukan, didapatkan data *testing* sebanyak 1972 baris data yaitu sejak 8 Agustus 2008 hingga 31 Desember 2017.



Gambar 6.4 Grafik Perbandingan Data Testing, Hasil Bootstrap, dan Hasil Peramalan Model Bootstrap + Croston Modified

Pada Gambar 6.4 garis berwarna merah menunjukkan data actual, garis berwarna hijau menunjukkan data hasil bootstrap, dan garis berwarna ungu menunjukkan data hasil peramalan.

Dari tahapan implementasi ditemukan model yang terbaik untuk peramalan metode Croston Modified adalah seperti yang ada pada Tabel 6.5. Peramalan dilakukan dengan model tersebut sehingga menghasilkan data peramalan yang grafiknya dapat dilihat pada Gambar 6.4. Hasil peramalan untuk data *testing* menggunakan metode Croston dapat dilihat pada LAMPIRAN J.

Tabel 6.5 Model Bootstrap + Croston Modified

Komponen	Nilai
Panjang periode <i>seasonal</i>	365 periode
Parameter <i>smoothing level</i> (α)	0.000072703
Parameter <i>smoothing trend</i> (β)	0.003628838
Parameter <i>smoothing seasonal</i> (γ)	0.583854

Pada Tabel 6.6 menunjukkan hasil perhitungan tingkat akurasi yang dihitung menggunakan MAD, MSE, and

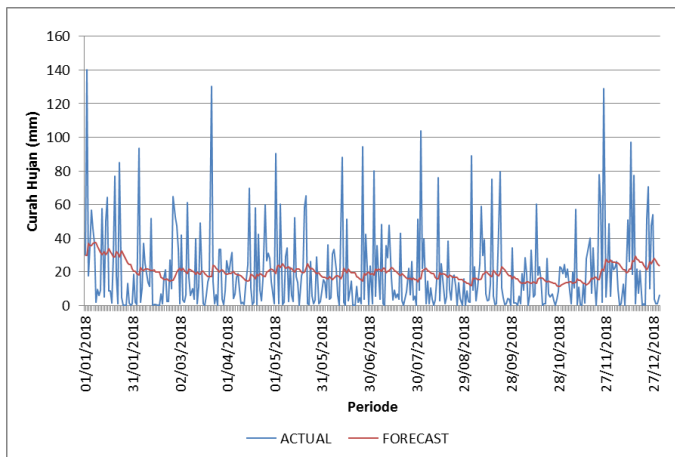
SMAPE. Tingkat akurasi yang diperoleh oleh data *training* dan data *testing* dicantumkan dalam satu tabel sebagai perbandingan. Terlihat SMAPE yang dihasilkan oleh data *training* sebesar 144.26% dan data *testing* sebesar 95.54%.

Tabel 6.6 Perbandingan Hasil Uji Coba Model *Bootstrap + Croston Modified*

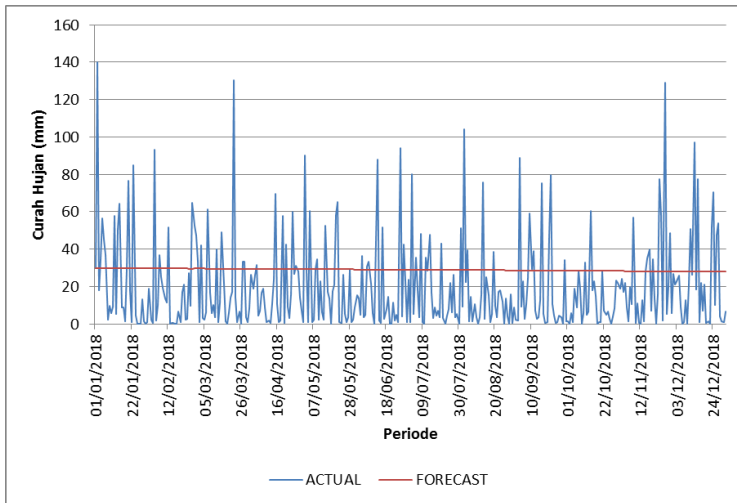
Data Set	MAD	MSE	SMAPE
Training	25.9670	1045.9600	144.26%
Testing	17.4705	744.3104	95.54%

6.5. Peramalan Periode Mendatang

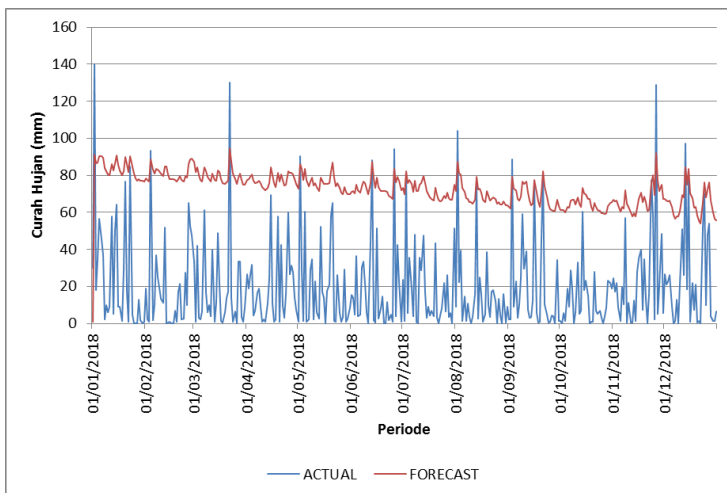
Peramalan untuk periode tahun 2018 dilakukan dengan 4 model yang telah ditemukan dari 4 skenario yaitu model dari metode Croston, model dari metode *Bootstrap + Croston*, model dari metode *Croston Modified*, dan model dari metode *Bootstrap + Croston Modified*. Keempat model tersebut digunakan untuk meramalkan data pada tahun 2018, dengan data actual yang diinisiasi sama dengan data tahun 2017.



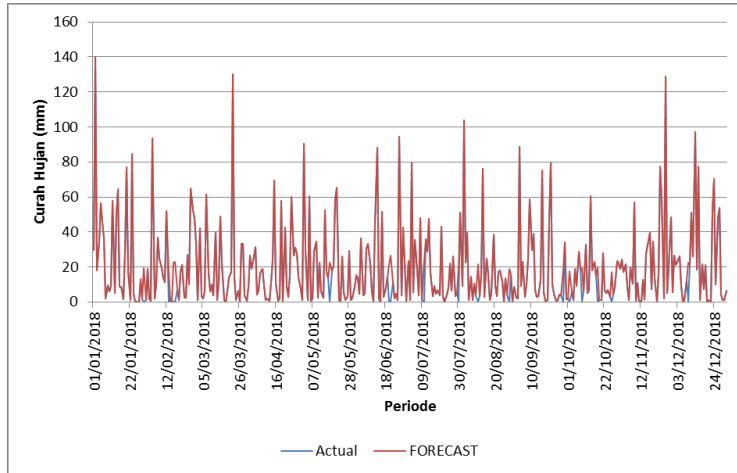
Gambar 6.5 Grafik Hasil Peramalan Tahun 2018 Menggunakan Metode Croston



Gambar 6.6 Grafik Hasil Peramalan Tahun 2018 Menggunakan Metode Bootstrap + Croston



Gambar 6.7 Grafik Hasil Peramalan Tahun 2018 Menggunakan Metode Croston Modified



Gambar 6.8 Grafik Hasil Peramalan Tahun 2018 Menggunakan Metode Bootstrap + Croston Modified

Gambar 6.5 hingga 6.8 menunjukkan grafik perbandingan data aktual untuk tahun 2018 dan data hasil peramalan dengan berbagai metode. Data hasil peramalan curah hujan di Kabupaten Padang Pariaman pada tahun 2018 dapat dilihat dalam LAMPIRAN K hingga LAMPIRAN N.

Masing-masing metode memberikan hasil peramalan yang berbeda satu sama lain. Untuk grafik perbandingan keseluruhan data dari 1 Januari 2000 hingga 31 Desember 2017 dengan data hasil peramalan 1 Januari 2000 hingga 31 Desember 2018 dapat dilihat pada LAMPIRAN O.

6.6. Tingkat Akurasi Peramalan

Analisis hasil peramalan dilakukan dengan membandingkan data aktual dan hasil peramalan, sehingga didapatkan tingkat akurasi berdasarkan perhitungan MSE, MAD, dan SMAPE. Setelah dilakukan peramalan dengan keempat metode, dilakukan perhitungan tingkat akurasi untuk masing-masing metode. Perbandingan tingkat akurasi untuk data tahun 2018 dapat dilihat pada Tabel 6.7.

Tabel 6.7 Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan Tahun 2018

Metode	MAD	MSE	SMAPE
Croston	18.0531	596.1618	101.95%
Bootstrap + Croston	21.8103	669.8696	106.44%
Croston Modified	54.6311	3312.5340	134.39%
Bootstrap + Croston Modified	0.9615	20.1445	9.32%

MAD digunakan untuk mengukur kesalahan peramalan dalam unit yang sama sebagai deret asli. MSE memperkuat pengaruh dari angka-angka kesalahan peramalan yang besar, tetapi justru memperkecil pengaruh dari angka-angka kesalahan pada peramalan yang kecil. SMAPE digunakan untuk mengindikasi seberapa besar kesalahan dalam peramalan dengan membandingkan nilai kesalahan dan jumlah data actual dengan hasil peramalan.

Dari keempat model dapat dilihat bahwa model *Bootstrap + Croston Modified* menghasilkan tingkat akurasi yang paling tinggi. Dan model *Croston Modified* menghasilkan tingkat akurasi yang paling rendah. Hal ini terjadi karena pada metode *Bootstrap + Croston Modified* terdapat komponen *Holt Winter Multiplicative* yang dapat lebih beradaptasi dengan atribut musiman pada data curah hujan. Data yang digunakan untuk menginisiasi data aktual 2018 juga mengambil data dari tahun 2017, sehingga lebih mudah bagi metode *Bootstrap + Croston Modified* untuk meramalkan data curah hujan tahun 2018.

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini menjelaskan tentang kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan dan saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian yang lebih baik.

7.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari uji coba pada tugas akhir ini, dapat ditarik kesimpulan antara lain:

1. Metode Croston dapat digunakan untuk meramalkan data curah hujan, namun tidak maksimal karena metode Croston tidak dapat beradaptasi dengan data berbentuk musiman seperti data curah hujan.
2. Berdasarkan tahap pemodelan yang sudah dilakukan, ditemukan 4 model yang berasal dari 4 metode yang berbeda.
3. Model terpilih untuk metode Croston merupakan nilai $\alpha = 0.06392908$, untuk metode *Bootstrap* + Croston ditemukan model dengan $\alpha = 0.000527$. Sedangkan untuk metode Croston *Modified* ditemukan model dengan nilai $\alpha = 0.84200097$ dan $\beta = 0.001$. Dan untuk metode *Bootstrap* + Croston *Modified* ditemukan model dengan panjang periode seasonal 365 periode, nilai $\alpha = 0.000127$, $\beta = 0.003628838$, $\gamma = 0.583853844$.
4. Masing-masing metode memberikan tingkat akurasi yang berbeda-beda untuk setiap pengukurannya. Metode yang memberikan tingkat akurasi paling tinggi adalah metode *Bootstrap* + Croston *Modified* dengan SMAPE sebesar 9.32%.
5. Hasil penggunaan *solver* untuk mencari nilai *parameter smoothing* optimal pada metode modifikasi (Croston *modified* dan *Bootstrap* + Croston *modified*) tidak dapat digunakan karena menghasilkan nilai peramalan yang negatif.

7.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian pada tugas akhir ini, saran yang dapat penulis berikan untuk penelitian lebih lanjut yaitu:

1. Metode Croston konvensional tidak memberikan peramalan yang bagus terhadap data curah hujan, salah satu penyebabnya karena rumus dalam metode Croston tidak dapat beradaptasi dengan model data musiman seperti data curah hujan, sehingga dibutuhkan penerapan metode yang lain yang sesuai untuk data intermiten khususnya data curah hujan.
2. Penggabungan dan/atau modifikasi metode Croston dengan metode-metode yang lain sehingga mendapatkan rumus baru yang lebih sesuai untuk data curah hujan.
3. Penerapan analisis lebih lanjut mengenai faktor-faktor yang memengaruhi variabel musiman pada data curah hujan yang tidak teratur.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Syntetos, A.A., Babai, M.Z. and Gardner Jr, E.S., 2015. 'Forecasting intermittent inventory demands: simple parametric methods vs. bootstrapping'. *Journal of Business Research*, 68(8), pp.1746-1752.
- [2] Cattani, K. D., Jacobs, F. R., & Schoenfelder, J., 2011. 'Common inventory modelling assumptions that fall short: Arborescent networks, Poisson demand, and single echelon approximations'. *Journal of Operations Management*, 29(5), 488–499.
- [3] Saputro, D.R.S., Wigena, A.H. and Djuraidah, A., 2011. 'Model Vektor Autoregressive Untuk Peramalan Curah Hujan Di Indramayu (Vector Autoregressive Model for Forecast Rainfall In Indramayu).' In *Forum Statistika dan Komputasi*, Vol. 16, No. 2.
- [4] Apriyanti, N., 2005. Optimasi jaringan syaraf tiruan dengan algoritma genetika untuk peramalan curah hujan.
- [5] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and V. E. McGree, 1983, *Forecasting: Methods and applications*, Second Edi. New York: Wiley.
- [6] Willemain, Thomas R., Charles N. Smart, and Henry F. Schwarz., 2004, 'A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories.' *International Journal of forecasting*, 20.3: 375-387.
- [7] Kourentzes, N., 2014. 'On Intermittent Demand Model Optimisation and Selection.' *International Journal of Production Economics*, 156, 180-190.
- [8] Croston, J. D., 1972, 'Forecasting and stock control for intermittent demands.' *Operational Research Quarterly*, 23(3), 289–304.
- [9] Waller, D., 'Methods for Intermittent Demand Forecasting', Lancaster University, dilihat tanggal 15 Januari 2018, <http://www.lancaster.ac.uk/pg/waller/pdfs/Intermittent_Demand_Forecasting.pdf>

- [10] Nasution, Arman Hakim, 1999, 'Perencanaan dan Pengendalian Persediaan,' *Guna Widya, Jakarta*.
- [11] Gaspersz, V., 2004, 'Production planning and inventory control.' *PT Gramedia Pustaka Umum, Jakarta*.
- [12] Heizer, Jay H and Render, Barry, 2004, 'Operation Management'. *New Jersey: Prentice hall Inc. International Edition*. 7th edition.
- [13] Suriyadi, A.A., 2009, 'Penerapan Metode Single Moving Average Dan Exponential Smoothing Dalam Peramalan Permintaan Produk Meubel Jenis Coffee Table Pada Java Furniture Klaten.' *Doctoral dissertation, Universitas Sebelas Maret*.
- [14] Shenstone, Lydia, and Rob J. Hyndman, 2005, 'Stochastic models underlying Croston's method for intermittent demand forecasting.' *Journal of Forecasting*, 24.6: 389-402.
- [15] Kostenko, A.V. and Hyndman, R.J., 2006. A note on the categorization of demand patterns.
- [16] Armstrong, J. S., 1985. Long-range Forecasting: From Crystal Ball to Computer, 2nd. ed. Wiley.
- [17] Hydman R. J. and Athanasopoulos G., 'Holt-Winters seasonal method,' OTexts, dilihat tanggal 29 Juni 2018, <<https://www.otexts.org/fpp/7/5>>
- [18] Tofallis, C., 2015, A better measure of relative prediction accuracy for model selection and model estimation. *Journal of the Operational Research Society*, 66:8, 1352-1362.
- [19] Flores, B. E., 1986, A pragmatic view of accuracy measurement in forecasting. *Omega*, 14:2, 93-98.
- [20] Efron, B. and Tibshirani, R., 1993, 'An Introduction to the Bootstrap.' *Chapman and Hall*, New York, London.
- [21] J. Sungkono, 2013, 'Resampling Bootstrap Pada R,' *Magistra*, no. 84, pp. 47-54.
- [22] S. Sahinler and D. Topuz, 2007, 'Bootstrap and Jackknife Resampling Algorithms for Estimation of Regression Parameter,' *Stat. Res.*, pp. 188-199.

BIODATA PENULIS



Penulis lahir di Surabaya, 29 September 1997, dengan nama lengkap Nurul Lailatus Sa'adah. Penulis merupakan anak terakhir dari tiga bersaudara.

Riwayat pendidikan penulis yaitu MI Al-Aziez, SMP Negeri 27 Surabaya, SMA Negeri 9 Surabaya, dan yang terakhir menjadi salah satu mahasiswi Sistem Informasi ITS angkatan 2014 melalui jalur SNMPTN dengan NRP 05211440000059.

Selama menempuh pendidikan di Sistem Informasi ITS, penulis memilih untuk bergabung dalam organisasi mahasiswa tingkat fakultas yaitu BEM FTIf ITS selama 2 tahun kepengurusan, dan organisasi mahasiswa muslim tingkat jurusan yaitu LDJ KISI ITS selama 1 tahun kepengurusan.

Penulis mengambil bidang minat Rekayasa Data dan Intelegensia Bisnis (RDIB) di Jurusan Sistem Informasi ITS. Penulis dapat dihubungi melalui *email* di alamat nurulailatus@gmail.com.

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN A

Lampiran A berisi tentang Data Curah Hujan Pada Kabupaten Padang Pariaman.

Nama Stasiun	Tanggal	Curah Hujan (mm)
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	01/01/2000	3.6
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	02/01/2000	71.9
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	03/01/2000	20.8
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	04/01/2000	30.9
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	05/01/2000	52.6
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	06/01/2000	1.1
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	07/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	08/01/2000	31.6
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	09/01/2000	18
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	10/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	11/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	12/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	13/01/2000	26.5
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	14/01/2000	17.6
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	15/01/2000	22.9
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	16/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	17/01/2000	35.8
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	18/01/2000	0.5
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	19/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	20/01/2000	0.2
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	21/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	22/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	23/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	24/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	25/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	26/01/2000	0.2
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	27/01/2000	0.5
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	28/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	29/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	30/01/2000	38
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	31/01/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	01/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	02/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	03/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	04/02/2000	20

Nama Stasiun	Tanggal	Curah Hujan (mm)
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	05/02/2000	9.6
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	06/02/2000	0.2
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	07/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	08/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	09/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	10/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	11/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	12/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	13/02/2000	12.1
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	14/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	15/02/2000	0.9
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	16/02/2000	54.6
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	17/02/2000	1.6
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	18/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	19/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	20/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	21/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	22/02/2000	2.8
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	23/02/2000	0.8
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	24/02/2000	2.4
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	25/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	26/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	27/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	28/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	29/02/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	01/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	02/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	03/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	04/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	05/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	06/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	07/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	08/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	09/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	10/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	11/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	12/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	13/03/2000	0.3
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	14/03/2000	0.6
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	15/03/2000	0
Stasiun Klimatologi Padang Pariaman	16/03/2000	0

LAMPIRAN B

Lampiran B berisi tentang hasil bootstrap data curah hujan.jbnkm kk

Tanggal	Actual	Bootstrap
01/01/2000	3.6	3.6
02/01/2000	71.9	71.9
03/01/2000	20.8	20.8
04/01/2000	30.9	30.9
05/01/2000	52.6	52.6
06/01/2000	1.1	1.1
07/01/2000	0	28.058
08/01/2000	31.6	31.6
09/01/2000	18	18
10/01/2000	0	29.284
11/01/2000	0	28.206
12/01/2000	0	29.636
13/01/2000	26.5	26.5
14/01/2000	17.6	17.6
15/01/2000	22.9	22.9
16/01/2000	0	29.76
17/01/2000	35.8	35.8
18/01/2000	0.5	0.5
19/01/2000	0	30.342
20/01/2000	0.2	0.2
21/01/2000	0	27.654
22/01/2000	0	31.986
23/01/2000	0	29.328
24/01/2000	0	26.738
25/01/2000	0	22.72
26/01/2000	0.2	0.2
27/01/2000	0.5	0.5
28/01/2000	0	22.338
29/01/2000	0	31.1
30/01/2000	38	38
31/01/2000	0	27.114
01/02/2000	0	23.428
02/02/2000	0	30.698
03/02/2000	0	29.344
04/02/2000	20	20
05/02/2000	9.6	9.6
06/02/2000	0.2	0.2

Tanggal	Actual	Bootstrap
07/02/2000	0	26.614
08/02/2000	0	31.002
09/02/2000	0	32.306
10/02/2000	0	27.024
11/02/2000	0	30.068
12/02/2000	0	25.664
13/02/2000	12.1	12.1
14/02/2000	0	23.222
15/02/2000	0.9	0.9
16/02/2000	54.6	54.6
17/02/2000	1.6	1.6
18/02/2000	0	36.402
19/02/2000	0	33.354
20/02/2000	0	30.194
21/02/2000	0	27.784
22/02/2000	2.8	2.8
23/02/2000	0.8	0.8
24/02/2000	2.4	2.4
25/02/2000	0	27.118
26/02/2000	0	26.54
27/02/2000	0	31.3
28/02/2000	0	30.542
29/02/2000	0	27.36
01/03/2000	0	23.268
02/03/2000	0	27.07
03/03/2000	0	28.776
04/03/2000	0	29.67
05/03/2000	0	28.072
06/03/2000	0	28.386
07/03/2000	0	25.584
08/03/2000	0	28.212
09/03/2000	0	30.134
10/03/2000	0	20.79
11/03/2000	0	26.814
12/03/2000	0	25.824
13/03/2000	0.3	0.3
14/03/2000	0.6	0.6
15/03/2000	0	21.042
16/03/2000	0	28.948
17/03/2000	0	27.058
18/03/2000	7.6	7.6

LAMPIRAN C

Lampiran C berisi data hasil peramalan untuk data *training* menggunakan metode Croston.

DATA TRAINING						
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
01/01/2000	3.6		3.60	1.00	1.00	3.60
02/01/2000	71.9	3.60	3.60	1.00	1.00	3.60
03/01/2000	20.8	71.90	7.97	1.00	1.00	7.97
04/01/2000	30.9	20.80	8.79	1.00	1.00	8.79
05/01/2000	52.6	30.90	10.20	1.00	1.00	10.20
06/01/2000	1.1	52.60	12.91	1.00	1.00	12.91
07/01/2000	0	1.10	12.91	1.00	1.00	12.91
08/01/2000	31.6	1.10	12.16	2.00	1.06	11.43
09/01/2000	18	31.60	13.40	1.00	1.06	12.64
10/01/2000	0	18.00	13.40	1.00	1.06	12.64
11/01/2000	0	18.00	13.40	2.00	1.06	12.64
12/01/2000	0	18.00	13.40	3.00	1.06	12.64
13/01/2000	26.5	18.00	13.69	4.00	1.25	10.97
14/01/2000	17.6	26.50	14.51	1.00	1.23	11.78
15/01/2000	22.9	17.60	14.71	1.00	1.22	12.09
16/01/2000	0	22.90	14.71	1.00	1.22	12.09
17/01/2000	35.8	22.90	15.23	2.00	1.27	12.02

DATA TRAINING						
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
18/01/2000	0.5	35.80	16.55	1.00	1.25	13.24
19/01/2000	0	0.50	16.55	1.00	1.25	13.24
20/01/2000	0.2	0.50	15.52	2.00	1.30	11.96
21/01/2000	0	0.20	15.52	1.00	1.30	11.96
22/01/2000	0	0.20	15.52	2.00	1.30	11.96
23/01/2000	0	0.20	15.52	3.00	1.30	11.96
24/01/2000	0	0.20	15.52	4.00	1.30	11.96
25/01/2000	0	0.20	15.52	5.00	1.30	11.96
26/01/2000	0.2	0.20	14.54	6.00	1.60	9.10
27/01/2000	0.5	0.20	13.63	1.00	1.56	8.73
28/01/2000	0	0.50	13.63	1.00	1.56	8.73
29/01/2000	0	0.50	13.63	2.00	1.56	8.73
30/01/2000	38	0.50	12.79	3.00	1.65	7.74
31/01/2000	0	38.00	12.79	1.00	1.65	7.74
01/02/2000	0	38.00	12.79	2.00	1.65	7.74
02/02/2000	0	38.00	12.79	3.00	1.65	7.74
03/02/2000	0	38.00	12.79	4.00	1.65	7.74
04/02/2000	20	38.00	14.40	5.00	1.87	7.71
05/02/2000	9.6	20.00	14.76	1.00	1.81	8.15
06/02/2000	0.2	9.60	14.43	1.00	1.76	8.20
07/02/2000	0	0.20	14.43	1.00	1.76	8.20

LAMPIRAN D

Lampiran D berisi data hasil peramalan untuk data *training* menggunakan metode Bootstrap + Croston.

DATA TRAINING			
Tanggal	Actual	Bootstrap	Forecast (F_t)
01/01/2000	3.6	3.6	3.6
02/01/2000	71.9	71.9	3.6
03/01/2000	20.8	20.8	3.6
04/01/2000	30.9	30.9	3.6
05/01/2000	52.6	52.6	3.7
06/01/2000	1.1	1.1	3.7
07/01/2000	0	28.058	3.7
08/01/2000	31.6	31.6	3.7
09/01/2000	18	18	3.7
10/01/2000	0	29.284	3.7
11/01/2000	0	28.206	3.7
12/01/2000	0	29.636	3.7
13/01/2000	26.5	26.5	3.8
14/01/2000	17.6	17.6	3.8
15/01/2000	22.9	22.9	3.8
16/01/2000	0	29.76	3.8
17/01/2000	35.8	35.8	3.8
18/01/2000	0.5	0.5	3.8
19/01/2000	0	30.342	3.8
20/01/2000	0.2	0.2	3.8
21/01/2000	0	27.654	3.8
22/01/2000	0	31.986	3.8
23/01/2000	0	29.328	3.9
24/01/2000	0	26.738	3.9
25/01/2000	0	22.72	3.9
26/01/2000	0.2	0.2	3.9
27/01/2000	0.5	0.5	3.9
28/01/2000	0	22.338	3.9
29/01/2000	0	31.1	3.9
30/01/2000	38	38	3.9
31/01/2000	0	27.114	3.9
01/02/2000	0	23.428	3.9
02/02/2000	0	30.698	4.0
03/02/2000	0	29.344	4.0
04/02/2000	20	20	4.0
05/02/2000	9.6	9.6	4.0

DATA TRAINING			
Tanggal	Actual	Bootstrap	Forecast (F_t)
06/02/2000	0.2	0.2	4.0
07/02/2000	0	26.614	4.0
08/02/2000	0	31.002	4.0
09/02/2000	0	32.306	4.0
10/02/2000	0	27.024	4.0
11/02/2000	0	30.068	4.0
12/02/2000	0	25.664	4.1
13/02/2000	12.1	12.1	4.1
14/02/2000	0	23.222	4.1
15/02/2000	0.9	0.9	4.1
16/02/2000	54.6	54.6	4.1
17/02/2000	1.6	1.6	4.1
18/02/2000	0	36.402	4.1
19/02/2000	0	33.354	4.1
20/02/2000	0	30.194	4.1
21/02/2000	0	27.784	4.2
22/02/2000	2.8	2.8	4.2
23/02/2000	0.8	0.8	4.2
24/02/2000	2.4	2.4	4.2
25/02/2000	0	27.118	4.2
26/02/2000	0	26.54	4.2
27/02/2000	0	31.3	4.2
28/02/2000	0	30.542	4.2
29/02/2000	0	27.36	4.2
01/03/2000	0	23.268	4.2
02/03/2000	0	27.07	4.2
03/03/2000	0	28.776	4.2
04/03/2000	0	29.67	4.3
05/03/2000	0	28.072	4.3
06/03/2000	0	28.386	4.3
07/03/2000	0	25.584	4.3
08/03/2000	0	28.212	4.3
09/03/2000	0	30.134	4.3
10/03/2000	0	20.79	4.3
11/03/2000	0	26.814	4.3
12/03/2000	0	25.824	4.4
13/03/2000	0.3	0.3	4.4
14/03/2000	0.6	0.6	4.4
15/03/2000	0	21.042	4.4
16/03/2000	0	28.948	4.4
17/03/2000	0	27.058	4.4

LAMPIRAN E

Lampiran E berisi data hasil peramalan untuk data *training* menggunakan metode Croston *modified*.

DATA TRAINING										
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Level	Trend	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Level	Trend	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
01/01/2000	3.6					1.00				
02/01/2000	71.9	3.60	71.90	68.30	140.20	1.00	1.00	0.00	1.00	140.20
03/01/2000	20.8	71.90	88.97	68.15	157.11	1.00	1.00	0.00	1.00	157.11
04/01/2000	30.9	20.80	102.96	67.98	170.94	1.00	1.00	0.00	1.00	170.94
05/01/2000	52.6	30.90	120.16	67.83	187.99	1.00	1.00	0.00	1.00	187.99
06/01/2000	1.1	52.60	107.80	67.59	175.39	1.00	1.00	0.00	1.00	175.39
07/01/2000	0	1.10	107.80	67.59	175.39	1.00	1.00	0.00	1.00	175.39
08/01/2000	31.6	1.10	113.69	67.41	181.10	2.00	1.43	0.00	1.43	126.61
09/01/2000	18	31.60	111.12	67.20	178.31	1.00	1.25	0.00	1.25	143.06
10/01/2000	0	18.00	111.12	67.20	178.31	1.00	1.14	0.00	1.14	143.06
11/01/2000	0	18.00	111.12	67.20	178.31	2.00	1.51	0.00	1.51	143.06
12/01/2000	0	18.00	111.12	67.20	178.31	3.00	2.15	0.00	2.15	143.06
13/01/2000	26.5	18.00	113.17	67.00	180.17	4.00	2.95	0.01	2.95	61.04
14/01/2000	17.6	26.50	110.42	66.79	177.21	1.00	2.11	0.00	2.12	83.69
15/01/2000	22.9	17.60	111.00	66.59	177.59	1.00	1.64	0.00	1.64	108.30
16/01/2000	0	22.90	111.00	66.59	177.59	1.00	1.37	0.00	1.37	108.30

DATA TRAINING										
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Level	Trend	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Level	Trend	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
17/01/2000	35.8	22.90	116.75	66.41	183.16	2.00	1.64	0.00	1.64	111.68
18/01/2000	0.5	35.80	104.78	66.17	170.96	1.00	1.37	0.00	1.37	125.11
19/01/2000	0	0.50	104.78	66.17	170.96	1.00	1.21	0.00	1.21	125.11
20/01/2000	0.2	0.50	97.69	65.96	163.64	2.00	1.55	0.00	1.55	105.55
21/01/2000	0	0.20	97.69	65.96	163.64	1.00	1.31	0.00	1.32	105.55
22/01/2000	0	0.20	97.69	65.96	163.64	2.00	1.61	0.00	1.61	105.55
23/01/2000	0	0.20	97.69	65.96	163.64	3.00	2.21	0.00	2.21	105.55
24/01/2000	0	0.20	97.69	65.96	163.64	4.00	2.98	0.01	2.98	105.55
25/01/2000	0	0.20	97.69	65.96	163.64	5.00	3.85	0.01	3.86	105.55
26/01/2000	0.2	0.20	93.51	65.74	159.26	6.00	4.78	0.01	4.79	33.26
27/01/2000	0.5	0.20	91.14	65.54	156.68	1.00	3.16	0.01	3.17	49.44
28/01/2000	0	0.50	91.14	65.54	156.68	1.00	2.24	0.00	2.24	49.44
29/01/2000	0	0.50	91.14	65.54	156.68	2.00	2.14	0.00	2.14	49.44
30/01/2000	38	0.50	105.76	65.39	171.14	3.00	2.51	0.00	2.51	68.07
31/01/2000	0	38.00	105.76	65.39	171.14	1.00	1.86	0.00	1.87	68.07
01/02/2000	0	38.00	105.76	65.39	171.14	2.00	1.92	0.00	1.93	68.07
02/02/2000	0	38.00	105.76	65.39	171.14	3.00	2.39	0.00	2.39	68.07
03/02/2000	0	38.00	105.76	65.39	171.14	4.00	3.08	0.01	3.09	68.07
04/02/2000	20	38.00	106.29	65.19	171.48	5.00	3.91	0.01	3.92	43.78
05/02/2000	9.6	20.00	102.02	64.98	167.01	1.00	2.67	0.00	2.67	62.55

LAMPIRAN F

Lampiran F berisi data hasil peramalan untuk data *training* menggunakan metode Bootstrap + Croston *modified*.

1. Hasil peramalan periode pertama, dengan nilai level, trend, dan seasonal menggunakan nilai inisiasi.

DATA TRAINING						
Tanggal	Actual	Bootstrap	Level	Trend	Seasonal	Forecast (F_t)
01/01/2000	3.6	3.6	22.1843224	0.002009518	0.162277	
02/01/2000	71.9	71.9	22.1843224	0.002009518	3.241028	
03/01/2000	20.8	20.8	22.1843224	0.002009518	0.937599	
04/01/2000	30.9	30.9	22.1843224	0.002009518	1.392876	
05/01/2000	52.6	52.6	22.1843224	0.002009518	2.371044	
06/01/2000	1.1	1.1	22.1843224	0.002009518	0.049585	
07/01/2000	0	28.058	22.1843224	0.002009518	1.264767	
08/01/2000	31.6	31.6	22.1843224	0.002009518	1.424429	
09/01/2000	18	18	22.1843224	0.002009518	0.811384	
10/01/2000	0	29.284	22.1843224	0.002009518	1.320031	
11/01/2000	0	28.206	22.1843224	0.002009518	1.271438	
12/01/2000	0	29.636	22.1843224	0.002009518	1.335898	
13/01/2000	26.5	26.5	22.1843224	0.002009518	1.194537	
14/01/2000	17.6	17.6	22.1843224	0.002009518	0.793353	
15/01/2000	22.9	22.9	22.1843224	0.002009518	1.032261	
16/01/2000	0	29.76	22.1843224	0.002009518	1.341488	

2. Hasil peramalan periode berikutnya.

DATA TRAINING						
Tanggal	Actual	Bootstrap	Level	Trend	Seasonal	Forecast (F_t)
01/01/2001	6	6	22.18741	0.00201	0.225419	3.6
02/01/2001	3.6	3.6	22.18789	0.00201	1.443472	71.9
03/01/2001	6	6	22.18875	0.00200	0.548057	20.8
04/01/2001	20	20	22.19018	0.00200	1.105867	30.9
05/01/2001	0	28.25	22.19144	0.00200	1.729955	52.6
06/01/2001	0.2	0.2	22.19212	0.00199	0.025896	1.1
07/01/2001	0	27.308	22.19407	0.00199	1.244713	28.1
08/01/2001	0	30.802	22.19602	0.00199	1.403	31.6
09/01/2001	0	29.416	22.19903	0.00200	1.111321	18.0
10/01/2001	0	34	22.20129	0.00200	1.443465	29.3
11/01/2001	0.4	0.4	22.20170	0.00199	0.539623	28.2
12/01/2001	2	2	22.20218	0.00199	0.608523	29.7
13/01/2001	6.5	6.5	22.20295	0.00198	0.668028	26.5
14/01/2001	2.5	2.5	22.20355	0.00198	0.39589	17.6
15/01/2001	0	22.15	22.20547	0.00198	1.011967	22.9
16/01/2001	0	25.664	22.20723	0.00198	1.232991	29.8
17/01/2001	7.1	7.1	22.20791	0.00197	0.858218	35.8
18/01/2001	60.4	60.4	22.40310	0.00267	1.583482	0.5
19/01/2001	0	30.71	22.40578	0.00267	1.369419	30.6
20/01/2001	0	25.454	22.61209	0.00341	0.660985	0.2
21/01/2001	0	28.628	22.61553	0.00341	1.257824	28.2

LAMPIRAN G

Lampiran G berisi data hasil peramalan untuk data *testing* menggunakan metode Croston.

DATA TESTING						
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
08/08/2012	1		1.00	1	1.00	1.00
09/08/2012	0	1.00	1.00	1	1.00	1.00
10/08/2012	0	1.00	1.00	2	1.00	1.00
11/08/2012	7.4	1.00	1.00	3	1.13	0.89
12/08/2012	0	7.40	1.00	1	1.13	0.89
13/08/2012	25.9	7.40	1.41	2	1.18	1.19
14/08/2012	40.4	25.90	2.97	1	1.17	2.54
15/08/2012	51.2	40.40	5.37	1	1.16	4.62
16/08/2012	0	51.20	5.37	1	1.16	4.62
17/08/2012	25	51.20	8.30	2	1.21	6.83
18/08/2012	0	25.00	8.30	1	1.21	6.83
19/08/2012	7.8	25.00	9.37	2	1.26	7.40
20/08/2012	24.4	7.80	9.27	1	1.25	7.43
21/08/2012	24.8	24.40	10.23	1	1.23	8.31
22/08/2012	0	24.80	10.23	1	1.23	8.31
23/08/2012	9	24.80	11.16	2	1.28	8.71
24/08/2012	0	9.00	11.16	1	1.28	8.71

DATA TESTING						
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
25/08/2012	62	9.00	11.03	2	1.33	8.31
26/08/2012	14.5	62.00	14.28	1	1.31	10.94
27/08/2012	0	14.50	14.28	1	1.31	10.94
28/08/2012	0	14.50	14.28	2	1.31	10.94
29/08/2012	0	14.50	14.28	3	1.31	10.94
30/08/2012	2.5	14.50	14.30	4	1.48	9.67
31/08/2012	0	2.50	14.30	1	1.48	9.67
01/09/2012	0.8	2.50	13.54	2	1.51	8.96
02/09/2012	50	0.80	12.73	1	1.48	8.61
03/09/2012	88.8	50.00	15.11	1	1.45	10.43
04/09/2012	0	88.80	15.11	1	1.45	10.43
05/09/2012	0.2	88.80	19.82	2	1.48	13.36
06/09/2012	0	0.20	19.82	1	1.48	13.36
07/09/2012	0	0.20	19.82	2	1.48	13.36
08/09/2012	18.6	0.20	18.57	3	1.58	11.75
09/09/2012	0.6	18.60	18.57	1	1.54	12.03
10/09/2012	56.5	0.60	17.42	1	1.51	11.55
11/09/2012	26.5	56.50	19.92	1	1.48	13.49
12/09/2012	0	26.50	19.92	1	1.48	13.49
13/09/2012	0	26.50	19.92	2	1.48	13.49
14/09/2012	1.5	26.50	20.34	3	1.57	12.93

LAMPIRAN H

Lampiran H berisi data hasil peramalan untuk data *testing* menggunakan metode Bootstrap + Croston.

DATA TESTING			
Tanggal	Actual	Bootstrap	Forecast (F_t)
08/08/2012	1	1	1.0
09/08/2012	0	18.584	1.0
10/08/2012	0	25.656	1.0
11/08/2012	7.4	7.4	1.0
12/08/2012	0	21.63	1.0
13/08/2012	25.9	25.9	1.0
14/08/2012	40.4	40.4	1.0
15/08/2012	51.2	51.2	1.1
16/08/2012	0	24.286	1.1
17/08/2012	25	25	1.1
18/08/2012	0	21.492	1.1
19/08/2012	7.8	7.8	1.1
20/08/2012	24.4	24.4	1.1
21/08/2012	24.8	24.8	1.1
22/08/2012	0	19.5	1.2
23/08/2012	9	9	1.2
24/08/2012	0	22.21	1.2
25/08/2012	62	62	1.2
26/08/2012	14.5	14.5	1.2
27/08/2012	0	22.85	1.2
28/08/2012	0	28.614	1.2
29/08/2012	0	20.344	1.3
30/08/2012	2.5	2.5	1.3
31/08/2012	0	23.452	1.3
01/09/2012	0.8	0.8	1.3
02/09/2012	50	50	1.3
03/09/2012	88.8	88.8	1.3
04/09/2012	0	21.306	1.3
05/09/2012	0.2	0.2	1.4
06/09/2012	0	17.314	1.4
07/09/2012	0	24.6	1.4
08/09/2012	18.6	18.6	1.4
09/09/2012	0.6	0.6	1.4
10/09/2012	56.5	56.5	1.4
11/09/2012	26.5	26.5	1.4
12/09/2012	0	27.47	1.4

DATA TESTING			
Tanggal	Actual	Bootstrap	Forecast (F_t)
13/09/2012	0	19.39	1.4
14/09/2012	1.5	1.5	1.4
15/09/2012	26.8	26.8	1.4
16/09/2012	9	9	1.5
17/09/2012	34.8	34.8	1.5
18/09/2012	19.6	19.6	1.5
19/09/2012	31.5	31.5	1.5
20/09/2012	0	24.444	1.5
21/09/2012	7.6	7.6	1.5
22/09/2012	28.2	28.2	1.5
23/09/2012	0.2	0.2	1.5
24/09/2012	0	22.492	1.5
25/09/2012	16.4	16.4	1.5
26/09/2012	0	24.444	1.6
27/09/2012	30	30	1.6
28/09/2012	5.4	5.4	1.6
29/09/2012	0	19.2	1.6
30/09/2012	0	20.062	1.6
01/10/2012	0	19.902	1.6
02/10/2012	0	22.61	1.6
03/10/2012	0	20.072	1.6
04/10/2012	0	20.81	1.6
05/10/2012	19	19	1.6
06/10/2012	3	3	1.7
07/10/2012	0	17.93	1.7
08/10/2012	24.5	24.5	1.7
09/10/2012	0	22.11	1.7
10/10/2012	0	25.544	1.7
11/10/2012	0	21.626	1.7
12/10/2012	0	20.058	1.7
13/10/2012	0	21.81	1.7
14/10/2012	3	3	1.7
15/10/2012	6.8	6.8	1.7
16/10/2012	0.3	0.3	1.7
17/10/2012	3.1	3.1	1.7
18/10/2012	0.2	0.2	1.7
19/10/2012	27.4	27.4	1.7
20/10/2012	10.6	10.6	1.7
21/10/2012	28	28	1.8
22/10/2012	6.9	6.9	1.8
23/10/2012	26.7	26.7	1.8

LAMPIRAN I

Lampiran I berisi data hasil peramalan untuk data *testing* menggunakan metode *Croston modified*.

DATA TESTING										
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Level	Trend	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Level	Trend	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
08/08/2012	1					1				1.00
09/08/2012	0	1.00	71.90	-1.00	0.00	2	1.00	1.00	2.00	1.00
10/08/2012	0	1.00	71.90	-1.00	0.00	1	1.57	1.00	2.57	1.00
11/08/2012	7.4	1.00	43.65	-1.08	42.57	1	1.90	1.00	2.89	14.72
12/08/2012	0	7.40	43.65	-1.08	42.57	1	2.08	0.99	3.07	14.72
13/08/2012	25.9	7.40	35.42	-1.10	34.31	1	2.18	0.99	3.18	10.80
14/08/2012	40.4	25.90	36.93	-1.10	35.83	1	2.24	0.99	3.23	11.09
15/08/2012	51.2	40.40	42.43	-1.08	41.35	1	2.27	0.99	3.26	12.68
16/08/2012	0	51.20	42.43	-1.08	41.35	1	2.29	0.98	3.27	12.68
17/08/2012	25	51.20	34.33	-1.10	33.24	1	2.30	0.98	3.28	10.14
18/08/2012	0	25.00	34.33	-1.10	33.24	1	2.30	0.98	3.28	10.14
19/08/2012	7.8	25.00	22.32	-1.13	21.19	1	2.30	0.97	3.27	6.47
20/08/2012	24.4	7.80	22.57	-1.13	21.44	1	2.30	0.97	3.27	6.56
21/08/2012	24.8	24.40	22.88	-1.12	21.76	1	2.30	0.97	3.26	6.67
22/08/2012	0	24.80	22.88	-1.12	21.76	1	2.29	0.97	3.26	6.67
23/08/2012	9	24.80	16.29	-1.14	15.15	1	2.29	0.96	3.25	4.66

DATA TESTING										
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Level	Trend	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Level	Trend	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
24/08/2012	0	9.00	16.29	-1.14	15.15	1	2.29	0.96	3.25	4.66
25/08/2012	62	9.00	35.25	-1.08	34.18	1	2.28	0.96	3.24	10.55
26/08/2012	14.5	62.00	25.73	-1.10	24.63	1	2.28	0.95	3.23	7.62
27/08/2012	0	14.50	25.73	-1.10	24.63	1	2.27	0.95	3.23	7.62
28/08/2012	0	14.50	25.73	-1.10	24.63	1	2.27	0.95	3.22	7.62
29/08/2012	0	14.50	25.73	-1.10	24.63	1	2.27	0.95	3.21	7.62
30/08/2012	2.5	14.50	15.13	-1.13	14.00	1	2.26	0.94	3.21	4.37
31/08/2012	0	2.50	15.13	-1.13	14.00	1	2.26	0.94	3.20	4.37
01/09/2012	0.8	2.50	8.34	-1.15	7.19	1	2.26	0.94	3.19	2.25
02/09/2012	50	0.80	25.56	-1.09	24.47	1	2.25	0.93	3.19	7.68
03/09/2012	88.8	50.00	52.07	-1.01	51.06	1	2.25	0.93	3.18	16.06
04/09/2012	0	88.80	52.07	-1.01	51.06	1	2.24	0.93	3.17	16.06
05/09/2012	0.2	88.80	29.24	-1.08	28.16	1	2.24	0.93	3.17	8.90
06/09/2012	0	0.20	29.24	-1.08	28.16	1	2.24	0.92	3.16	8.90
07/09/2012	0	0.20	29.24	-1.08	28.16	1	2.23	0.92	3.15	8.90
08/09/2012	18.6	0.20	24.06	-1.09	22.97	1	2.23	0.92	3.15	7.30
09/09/2012	0.6	18.60	13.37	-1.12	12.26	1	2.23	0.91	3.14	3.90
10/09/2012	56.5	0.60	31.24	-1.06	30.18	1	2.22	0.91	3.13	9.63
11/09/2012	26.5	56.50	28.60	-1.06	27.54	1	2.22	0.91	3.13	8.81
12/09/2012	0	26.50	28.60	-1.06	27.54	1	2.21	0.91	3.12	8.81

LAMPIRAN J

Lampiran J berisi data hasil peramalan untuk data *testing* menggunakan metode Bootstrap + Croston *modified*.

1. Hasil peramalan periode pertama, dengan nilai level, trend, dan seasonal menggunakan nilai inisiasi.

DATA TESTING						
Tanggal	Actual	Bootstrap	Level	Trend	Seasonal	Forecast (F_t)
08/08/2011	1	1	20.71568852	-0.000151338	0.048273	
09/08/2011	0	20.324	20.71568852	-0.000151338	0.981092	
10/08/2011	0	16.718	20.71568852	-0.000151338	0.807021	
11/08/2011	7.4	7.4	20.71568852	-0.000151338	0.357217	
12/08/2011	0	22.784	20.71568852	-0.000151338	1.099843	
13/08/2011	25.9	25.9	20.71568852	-0.000151338	1.25026	
14/08/2011	40.4	40.4	20.71568852	-0.000151338	1.950213	
15/08/2011	51.2	51.2	20.71568852	-0.000151338	2.471557	
16/08/2011	0	23.858	20.71568852	-0.000151338	1.151688	
17/08/2011	25	25	20.71568852	-0.000151338	1.206815	
18/08/2011	0	22.58	20.71568852	-0.000151338	1.089995	
19/08/2011	7.8	7.8	20.71568852	-0.000151338	0.376526	
20/08/2011	24.4	24.4	20.71568852	-0.000151338	1.177851	
21/08/2011	24.8	24.8	20.71568852	-0.000151338	1.19716	
22/08/2011	0	25.324	20.71568852	-0.000151338	1.222455	
23/08/2011	9	9	20.71568852	-0.000151338	0.434453	

2. Hasil peramalan periode berikutnya.

DATA TRAINING						
Tanggal	Actual	Bootstrap	Level	Trend	Seasonal	Forecast (F_t)
08/08/2012	1	1	20.71555	-0.00015	0.048273	1.0
09/08/2012	0	18.584	20.53808	-0.05334	0.942974	20.3
10/08/2012	0	25.656	21.61536	0.28584	0.996977	16.5
11/08/2012	7.4	7.4	21.78265	0.25028	0.348469	7.8
12/08/2012	0	21.63	21.79628	0.17928	1.046107	24.2
13/08/2012	25.9	25.9	21.84958	0.14149	1.217819	27.5
14/08/2012	40.4	40.4	21.86353	0.10323	1.89902	42.9
15/08/2012	51.2	51.2	21.84165	0.06569	2.407851	54.3
16/08/2012	0	24.286	21.82534	0.04109	1.132215	25.2
17/08/2012	25	25	21.75136	0.00657	1.178084	26.4
18/08/2012	0	21.492	21.55389	-0.05464	1.043562	23.7
19/08/2012	7.8	7.8	21.42089	-0.07815	0.370328	8.1
20/08/2012	24.4	24.4	21.28004	-0.09696	1.162233	25.1
21/08/2012	24.8	24.8	21.13634	-0.11098	1.185248	25.4
22/08/2012	0	19.5	20.51797	-0.26320	1.086421	25.7
23/08/2012	9	9	20.30087	-0.24937	0.438892	8.8
24/08/2012	0	22.21	20.44418	-0.13157	1.006314	18.6
25/08/2012	62	62	20.35292	-0.11947	3.019574	60.8
26/08/2012	14.5	14.5	20.28167	-0.10501	0.707442	14.2
27/08/2012	0	22.85	20.98431	0.13729	0.948834	16.3
28/08/2012	0	28.614	22.49216	0.54846	1.046888	17.4

LAMPIRAN K

Lampiran K berisi data hasil peramalan untuk data tahun 2018 menggunakan metode Croston.

DATA TAHUN 2018						
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
01/01/2018	29.8		29.8	1	1.00	29.80
02/01/2018	140	29.80	29.80	1	1.00	29.80
03/01/2018	17.9	140.00	36.84	1	1.00	36.84
04/01/2018	34.8	17.90	35.63	1	1.00	35.63
05/01/2018	56.5	34.80	35.58	1	1.00	35.58
06/01/2018	45.3	56.50	36.92	1	1.00	36.92
07/01/2018	36.8	45.30	37.45	1	1.00	37.45
08/01/2018	2.2	36.80	37.41	1	1.00	37.41
09/01/2018	9.7	2.20	35.16	1	1.00	35.16
10/01/2018	6	9.70	33.53	1	1.00	33.53
11/01/2018	9.1	6.00	31.77	1	1.00	31.77
12/01/2018	57.6	9.10	30.32	1	1.00	30.32
13/01/2018	5.3	57.60	32.07	1	1.00	32.07
14/01/2018	50.3	5.30	30.36	1	1.00	30.36
15/01/2018	64.4	50.30	31.63	1	1.00	31.63
16/01/2018	8.8	64.40	33.73	1	1.00	33.73
17/01/2018	8.8	8.80	32.13	1	1.00	32.13

DATA TAHUN 2018						
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
18/01/2018	1.4	8.80	30.64	1	1.00	30.64
19/01/2018	29.3	1.40	28.77	1	1.00	28.77
20/01/2018	76.8	29.30	28.81	1	1.00	28.81
21/01/2018	17.5	76.80	31.87	1	1.00	31.87
22/01/2018	0.9	17.50	30.95	1	1.00	30.95
23/01/2018	84.8	0.90	29.03	1	1.00	29.03
24/01/2018	4.6	84.80	32.60	1	1.00	32.60
25/01/2018	0.2	4.60	30.81	1	1.00	30.81
26/01/2018	0.1	0.20	28.85	1	1.00	28.85
27/01/2018	0.2	0.10	27.01	1	1.00	27.01
28/01/2018	13	0.20	25.30	1	1.00	25.30
29/01/2018	1.6	13.00	24.51	1	1.00	24.51
30/01/2018	0	1.60	24.51	1	1.00	24.51
31/01/2018	1	1.60	23.05	2	1.06	21.66
01/02/2018	18.8	1.00	21.64	1	1.06	20.42
02/02/2018	2.1	18.80	21.46	1	1.06	20.32
03/02/2018	0.7	2.10	20.22	1	1.05	19.21
04/02/2018	93.3	0.70	18.97	1	1.05	18.08
05/02/2018	1.8	93.30	23.72	1	1.05	22.68
06/02/2018	10.2	1.80	22.32	1	1.04	21.40
07/02/2018	37	10.20	21.55	1	1.04	20.71

LAMPIRAN L

Lampiran L berisi data hasil peramalan untuk data tahun 2018 menggunakan metode Bootstrap + Croston.

DATA TAHUN 2018			
Tanggal	Actual	Bootstrap	Forecast (F_t)
01/01/2018	29.8	29.8	29.8
02/01/2018	140	140	29.8
03/01/2018	17.9	17.9	29.9
04/01/2018	34.8	34.8	29.9
05/01/2018	56.5	56.5	29.9
06/01/2018	45.3	45.3	29.9
07/01/2018	36.8	36.8	29.9
08/01/2018	2.2	2.2	29.9
09/01/2018	9.7	9.7	29.9
10/01/2018	6	6	29.9
11/01/2018	9.1	9.1	29.8
12/01/2018	57.6	57.6	29.8
13/01/2018	5.3	5.3	29.8
14/01/2018	50.3	50.3	29.8
15/01/2018	64.4	64.4	29.8
16/01/2018	8.8	8.8	29.9
17/01/2018	8.8	8.8	29.9
18/01/2018	1.4	1.4	29.8
19/01/2018	29.3	29.3	29.8
20/01/2018	76.8	76.8	29.8
21/01/2018	17.5	17.5	29.8
22/01/2018	0.9	0.9	29.8
23/01/2018	84.8	84.8	29.8
24/01/2018	4.6	4.6	29.9
25/01/2018	0.2	0.2	29.8
26/01/2018	0.1	0.1	29.8
27/01/2018	0.2	0.2	29.8
28/01/2018	13	13	29.8
29/01/2018	1.6	1.6	29.8
30/01/2018	0	19.364	29.8
31/01/2018	1	1	29.8
01/02/2018	18.8	18.8	29.8
02/02/2018	2.1	2.1	29.7
03/02/2018	0.7	0.7	29.7
04/02/2018	93.3	93.3	29.7
05/02/2018	1.8	1.8	29.7

DATA TAHUN 2018			
Tanggal	Actual	Bootstrap	Forecast (F_t)
06/02/2018	10.2	10.2	29.7
07/02/2018	37	37	29.7
08/02/2018	24.8	24.8	29.7
09/02/2018	19.2	19.2	29.7
10/02/2018	13.5	13.5	29.7
11/02/2018	11.3	11.3	29.7
12/02/2018	51.8	51.8	29.7
13/02/2018	0	17.194	29.7
14/02/2018	0.5	0.5	29.7
15/02/2018	0.7	0.7	29.7
16/02/2018	0	22.552	29.7
17/02/2018	0	22.904	29.7
18/02/2018	6.8	6.8	29.7
19/02/2018	1	1	29.7
20/02/2018	17	17	29.6
21/02/2018	21.3	21.3	29.6
22/02/2018	2.3	2.3	29.6
23/02/2018	2.6	2.6	29.6
24/02/2018	27.2	27.2	29.6
25/02/2018	9.9	9.9	29.6
26/02/2018	65	65	29.6
27/02/2018	52.5	52.5	29.6
28/02/2018	47.5	47.5	29.6
01/03/2018	33.2	33.2	29.6
02/03/2018	1	1	29.6
03/03/2018	42.1	42.1	29.6
04/03/2018	3.2	3.2	29.6
05/03/2018	2.1	2.1	29.6
06/03/2018	6.3	6.3	29.6
07/03/2018	61.2	61.2	29.6
08/03/2018	16.8	16.8	29.6
09/03/2018	6	6	29.6
10/03/2018	10	10	29.6
11/03/2018	3.7	3.7	29.6
12/03/2018	39.8	39.8	29.6
13/03/2018	1	1	29.6
14/03/2018	11.4	11.4	29.5
15/03/2018	49	49	29.5
16/03/2018	21.5	21.5	29.5
17/03/2018	1.2	1.2	29.5

LAMPIRAN M

Lampiran M berisi data hasil peramalan untuk data tahun 2018 menggunakan metode Croston *modified*.

DATA TAHUN 2018										
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Level	Trend	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Level	Trend	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
01/01/2017	29.8					1				
02/01/2017	140	29.80	71.90	110.20	182.10	2	1.00	1.00	2.00	91.05
03/01/2017	17.9	140.00	111.64	109.99	221.63	1	1.57	1.00	2.57	86.25
04/01/2017	34.8	17.90	141.47	109.75	251.21	1	1.90	1.00	2.89	86.84
05/01/2017	56.5	34.80	167.67	109.50	277.16	1	2.08	0.99	3.07	90.14
06/01/2017	45.3	56.50	177.68	109.20	286.87	1	2.18	0.99	3.18	90.32
07/01/2017	36.8	45.30	179.57	108.88	288.45	1	2.24	0.99	3.23	89.27
08/01/2017	2.2	36.80	165.62	108.51	274.13	1	2.27	0.99	3.26	84.10
09/01/2017	9.7	2.20	160.67	108.17	268.84	1	2.29	0.98	3.27	82.13
10/01/2017	6	9.70	156.06	107.83	263.89	1	2.30	0.98	3.28	80.51
11/01/2017	9.1	6.00	154.56	107.50	262.07	1	2.30	0.98	3.28	79.96
12/01/2017	57.6	9.10	174.33	107.24	281.57	1	2.30	0.97	3.27	85.99
13/01/2017	5.3	57.60	163.03	106.88	269.91	1	2.30	0.97	3.27	82.55
14/01/2017	50.3	5.30	175.68	106.60	282.28	1	2.30	0.97	3.26	86.48
15/01/2017	64.4	50.30	188.79	106.32	295.11	1	2.29	0.97	3.26	90.58
16/01/2017	8.8	64.40	172.26	105.95	278.21	1	2.29	0.96	3.25	85.56

DATA TAHUN 2018										
Tanggal	Actual	Last Non-zero	Level	Trend	Forecast Non - zero (Z_t)	Inter-arrival Time (Q_t)	Level	Trend	Forecast Inter-arrival (P_t)	Forecast (F_t)
17/01/2017	8.8	8.80	162.61	105.60	268.22	1	2.29	0.96	3.25	82.65
18/01/2017	1.4	8.80	153.73	105.26	258.99	1	2.28	0.96	3.24	79.97
19/01/2017	29.3	1.40	160.44	104.97	265.40	1	2.28	0.95	3.23	82.12
20/01/2017	76.8	29.30	184.48	104.72	289.20	1	2.27	0.95	3.23	89.67
21/01/2017	17.5	76.80	172.62	104.37	276.99	1	2.27	0.95	3.22	86.06
22/01/2017	0.9	17.50	158.52	104.02	262.54	1	2.27	0.95	3.21	81.74
23/01/2017	84.8	0.90	186.28	103.79	290.07	1	2.26	0.94	3.21	90.50
24/01/2017	4.6	84.80	167.58	103.42	271.00	1	2.26	0.94	3.20	84.72
25/01/2017	0.2	4.60	154.80	103.07	257.88	1	2.26	0.94	3.19	80.79
26/01/2017	0.1	0.20	147.27	102.74	250.01	1	2.25	0.93	3.19	78.49
27/01/2017	0.2	0.10	142.82	102.42	245.24	1	2.25	0.93	3.18	77.15
28/01/2017	13	0.20	145.59	102.12	247.71	1	2.24	0.93	3.17	78.09
29/01/2017	1.6	13.00	142.11	101.80	243.91	1	2.24	0.93	3.17	77.05
30/01/2017	0	1.60	142.11	101.80	243.91	1	2.24	0.92	3.16	77.05
31/01/2017	1	1.60	139.68	101.49	241.17	1	2.23	0.92	3.15	76.50
01/02/2017	18.8	1.00	145.76	101.20	246.96	1	2.23	0.92	3.15	78.50
02/02/2017	2.1	18.80	141.90	100.89	242.79	1	2.23	0.91	3.14	77.33
03/02/2017	0.7	2.10	138.91	100.58	239.49	1	2.22	0.91	3.13	76.43
04/02/2017	93.3	0.70	176.76	100.39	277.15	1	2.22	0.91	3.13	88.64
05/02/2017	1.8	93.30	159.00	100.04	259.04	1	2.21	0.91	3.12	83.01

LAMPIRAN N

Lampiran N berisi data hasil peramalan untuk data tahun 2018 menggunakan metode Bootstrap + Croston *modified*.

1. Hasil peramalan periode pertama, dengan nilai level, trend, dan seasonal menggunakan nilai inisiasi.

DATA TESTING						
Tanggal	Actual	Bootstrap	Level	Trend	Seasonal	Forecast (F_t)
01/01/2017	29.8	29.8	20.44573224	0	1.457517	
02/01/2017	140	140	20.44573224	0	6.847395	
03/01/2017	17.9	17.9	20.44573224	0	0.875488	
04/01/2017	34.8	34.8	20.44573224	0	1.702067	
05/01/2017	56.5	56.5	20.44573224	0	2.763413	
06/01/2017	45.3	45.3	20.44573224	0	2.215621	
07/01/2017	36.8	36.8	20.44573224	0	1.799887	
08/01/2017	2.2	2.2	20.44573224	0	0.107602	
09/01/2017	9.7	9.7	20.44573224	0	0.474427	
10/01/2017	6	6	20.44573224	0	0.29346	
11/01/2017	9.1	9.1	20.44573224	0	0.445081	
12/01/2017	57.6	57.6	20.44573224	0	2.817214	
13/01/2017	5.3	5.3	20.44573224	0	0.259223	
14/01/2017	50.3	50.3	20.44573224	0	2.460171	
15/01/2017	64.4	64.4	20.44573224	0	3.149802	
16/01/2017	8.8	8.8	20.44573224	0	0.430408	

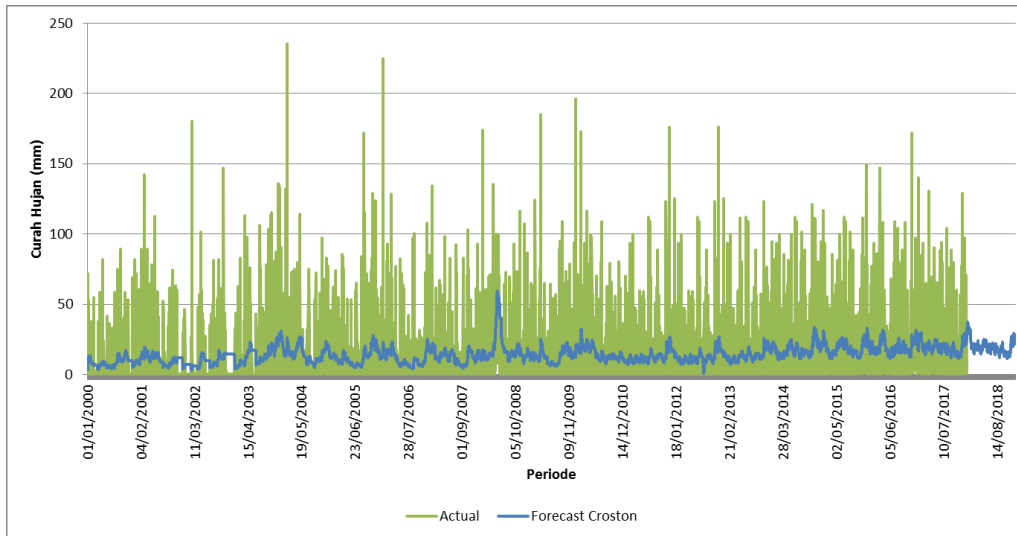
2. Hasil peramalan periode berikutnya.

DATA TAHUN 2018						
Tanggal	Actual	Bootstrap	Level	Trend	Seasonal	Forecast (F_t)
01/01/2018	29.8	29.8	20.44573	0.00000	1.457517	29.8
02/01/2018	140	140	20.44573	0.00000	6.847395	140.0
03/01/2018	17.9	17.9	20.44573	0.00000	0.875488	17.9
04/01/2018	34.8	34.8	20.44573	0.00000	1.702067	34.8
05/01/2018	56.5	56.5	20.44573	0.00000	2.763413	56.5
06/01/2018	45.3	45.3	20.44573	0.00000	2.215621	45.3
07/01/2018	36.8	36.8	20.44573	0.00000	1.799887	36.8
08/01/2018	2.2	2.2	20.44573	0.00000	0.107602	2.2
09/01/2018	9.7	9.7	20.44573	0.00000	0.474427	9.7
10/01/2018	6	6	20.44573	0.00000	0.29346	6.0
11/01/2018	9.1	9.1	20.44573	0.00000	0.445081	9.1
12/01/2018	57.6	57.6	20.44573	0.00000	2.817214	57.6
13/01/2018	5.3	5.3	20.44573	0.00000	0.259223	5.3
14/01/2018	50.3	50.3	20.44573	0.00000	2.460171	50.3
15/01/2018	64.4	64.4	20.44573	0.00000	3.149802	64.4
16/01/2018	8.8	8.8	20.44573	0.00000	0.430408	8.8
17/01/2018	8.8	8.8	20.44573	0.00000	0.430408	8.8
18/01/2018	1.4	1.4	20.44573	0.00000	0.068474	1.4
19/01/2018	29.3	29.3	20.44573	0.00000	1.433062	29.3
20/01/2018	76.8	76.8	20.44573	0.00000	3.756285	76.8
21/01/2018	17.5	17.5	20.44573	0.00000	0.855924	17.5

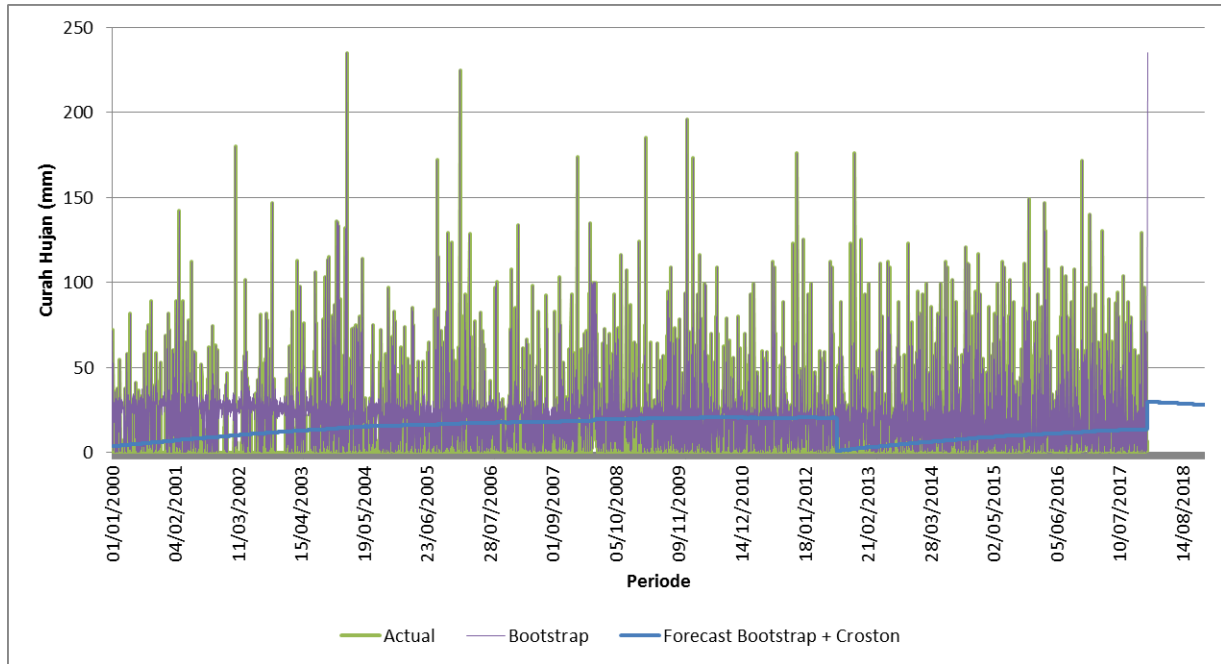
LAMPIRAN O

Lampiran O berisi grafik perbandingan data actual dengan data hasil peramalan untuk keseluruhan periode.

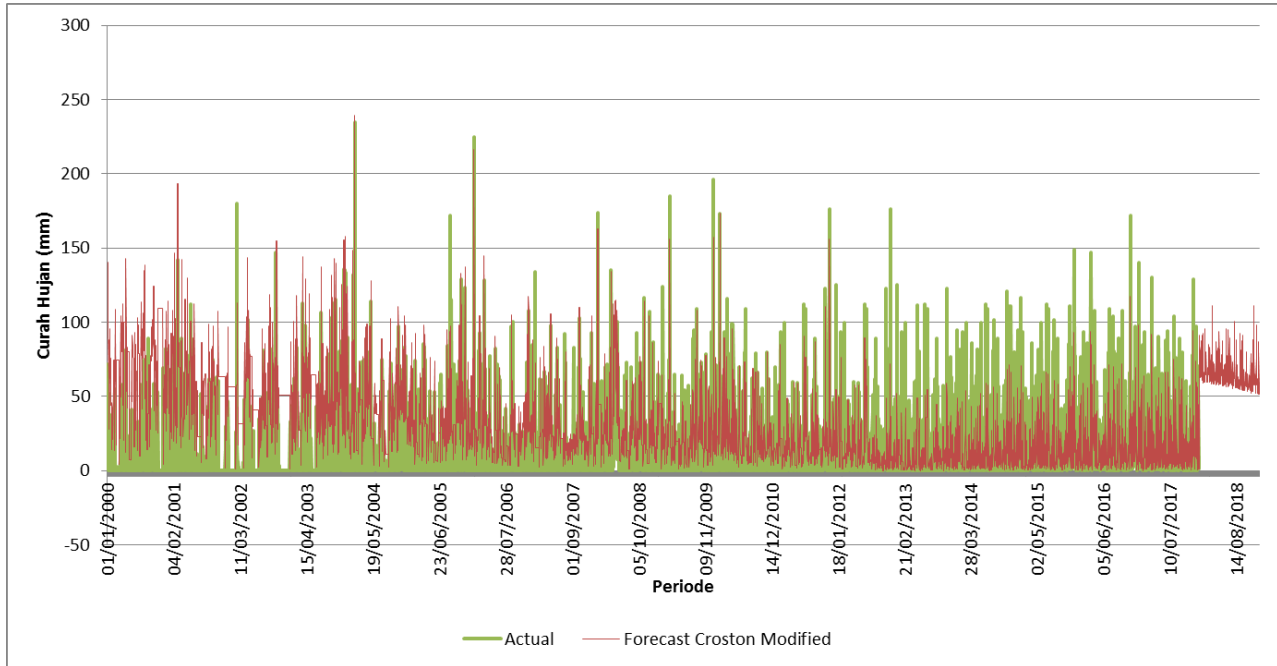
1. Peramalan menggunakan metode Croston.



2. Peramalan menggunakan metode Bootstrap + Croston.



3. Peramalan menggunakan metode Croston *modified*.



4. Peramalan menggunakan metode Bootstrap + Croston *modified*.

